



TUGAS AKHIR – SS141501

**PEMODELAN ANGKA BUTA HURUF DI
KABUPATEN/KOTA SE-JAWA TIMUR
DENGAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED t*
REGRESSION (*GW t R*)**

**NINDYA KEMALA ASTUTI
NRP 1313 100 115**

**Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc
Shofi Andari, S.Stat., M.Si**

**PROGRAM STUDI S1
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN
ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**



TUGAS AKHIR – SS 141501

**PEMODELAN ANGKA BUTA HURUF DI
KABUPATEN/KOTA SE-JAWATIMUR DENGAN
METODE *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED t*
REGRESSION**

**NINDYA KEMALA ASTUTI
NRP 1313 100 115**

**Dosen Pembimbing
Dr. Purhadi, M.Sc
Shofi Andari, S.Stat., M.Si**

**PROGRAM STUDI SARJANA
DEPARTEMEN STATISTIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

(halaman ini sengaja dikosongkan)



FINAL PROJECT – SS 141501

***MODELING ILLITERACY RATE IN EAST JAVA USING
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED t REGRESSION***

**NINDYA KEMALA ASTUTI
NRP 1313 100 115**

**Supervisor
Dr. Purshadi, M.Sc
Shofi Andari, S.Stat., M.Si**

**UNDERGRADUATE PROGRAMME
DEPARTMENT OF STATISTICS
FACULTY OF MATHEMATICS AND NATURAL SCIENCES
INSTITUT TEKNOLOGI SEPULUH NOPEMBER
SURABAYA 2017**

(halaman ini sengaja dikosongkan)

LEMBAR PENGESAHAN
PEMODELAN ANGKA BUTA HURUF DI
KABUPATEN/KOTA SE-JAWA TIMUR DENGAN
GEOGRAPHICALLY WEIGHTED i REGRESSION
(GWiR)

TUGAS AKHIR

Diajukan untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi Sarjana Departemen Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

NINDYA KEMALA ASTUTI
NRP. 1313 100 115

Disetujui oleh Pembimbing:

Dr. Purnhadi, M.Sc

NIP. 19620204 198701 1 001

Shofi Andari, S.Stat., M.Si

NIP. 19871207 201404 2 001

()

()



Mengetahui,
Kepala Departemen


Dr. Suhartono

NIP. 19710929 199512 1 001

SURABAYA, JULI 2017

PEMODELAN ANGKA BUTA HURUF DI KABUPATEN/KOTA SE-JAWA TIMUR DENGAN *GEOGRAPHICALLY WEIGHTED t REGRESSION*

Nama Mahasiswa : Nindya Kemala Astuti
NRP : 1313 100 115
Jurusan : Statistika
Dosen Pembimbing 1 : Dr. Purhadi, M.Sc
Dosen Pembimbing 2 : Shofi Andari, S.Stat., M.Si

Abstrak

Pendidikan merupakan suatu elemen yang sangat penting dalam perkembangan suatu bangsa. Beberapa upaya yang dilakukan pemerintah dalam hal pendidikan dimaksudkan agar dapat memberantas buta huruf atau buta aksara. Indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat buta huruf adalah Angka Buta Huruf. Namun rata-rata angka buta huruf di Indonesia adalah 4,27%, masih tinggi. Pengukuran angka buta huruf didapatkan nilai yang kontinu dan berdistribusi t . Penelitian ini menggunakan metode regresi t yang merupakan metode untuk data kontinu. Data yang digunakan terdapat efek spasial sehingga dilakukan pemodelan GWtR. Variabel yang signifikan pada pemodelan regresi t adalah angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin dan persentase balita gizi buruk. Sedangkan variabel yang signifikan pada pemodelan GWtR adalah angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka dan persentase penduduk miskin. Berdasarkan hasil yang diperoleh apabila variabel respon berdistribusi t maka metode terbaik untuk memodelkan angka buta huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur adalah GWtR.

Kata kunci : Pendidikan, Angka Buta Huruf, Regresi t , GWtR

(halaman ini sengaja dikosongkan)

MODELING OF ILLITERACY RATE IN DISTRICTS/CITIES IN EAST JAVA USING GEOGRAPHICALLY WEIGHTED t REGRESSION

Name : Nindya Kemala Astuti
NRP : 1313 100 115
Department : Statistics
Supervisor 1 : Dr. Purhadi, M.Sc
Supervisor 2 : Shofi Andari, S.Stat., M.Si

Abstract

Education is a very important element in the development of a country. Some efforts made by the government in terms of education are intended to eradicate illiteracy or blindness. The indicator used to measure the illiteracy is illiteracy rate. However, the average of illiteracy rate in Indonesia is 4,27% which is still high. A measurement of illiteracy rate produces a continuous value and follow student's t distribution. This research uses regression t method that is a method for continuous data. The data have spatial effect so as GWtR modeling is done. Significant variable in t regression model are net enrollment rates at primary school level, student-teacher ratio, open-unemployment rate, percentage of poor population and so the malnourished children under five years old. While the significant variables in GWtR modeling are net enrollment rates at primary school level, student-teacher ratio, open-unemployment rate, and percentage of poor population. If the response variable follows t student's distribution, the result of the analysis is the most suitable method for modeling illiteracy rate in districts/cities in East Java is GWtR..

Keywords : Education, Illiteracy Rare, t Regression, GWtR

(halaman ini sengaja dikosongkan)

KATA PENGANTAR

Puji syukur kehadirat Allah SWT, atas segala rahmat dan karunia-Nya yang tak pernah henti diberikan, sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir dengan judul “**Pemodelan Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur dengan *Geographically Weighted t Regression***” dengan baik. Penyusunan Tugas Akhir ini tidak luput dari bantuan serta dukungan dari berbagai pihak. Pada kesempatan ini, penulis ingin mengucapkan terima kasih kepada :

1. Bapak Dr. Suhartono selaku Ketua Jurusan Statistika ITS dan Bapak Dr. Sutikno, M.Si selaku Ketua Program Studi Sarjana Jurusan Statistika ITS yang telah menyediakan fasilitas guna kelancaran pengerjaan Tugas Akhir ini.
2. Bapak Dr. Purnadi, M.Sc dan Ibu Shofi Andari, S.Stat, M.Si selaku dosen pembimbing yang telah memberikan ilmu, wawasan, dan nasihat yang berharga bagi penulis serta kesabaran dan kebaikan hati untuk membimbing dan selalu memberikan masukan dalam penyelesaian Tugas Akhir ini.
3. Bapak Drs. Haryono, M.Sc dan Bapak Dr. Bambang WO, M.Si selaku dosen penguji yang telah memberikan kritikan dan saran demi kesempurnaan Tugas Akhir.
4. Ibu Ir. Sri Pingit Wulandari, M.Si dan Bapak R. Mohamad Atok, S.Si, M.Si selaku dosen wali atas segala nasehat dan bimbingan yang berguna selama 8 semester pada saat perwalian.
5. Bapak Sunarjo, Ibu Tri Puji Astuti, terima kasih atas doa, nasehat, dan kasih sayang yang sangat besar yang telah diberikan untuk penulis sehingga dapat menjadi motivasi dan penyemangat bagi penulis disaat menghadapi kesulitan.
6. Enis, Yani, Sendy, Mbak Yesi dan Mas Supri anak bimbing Pak Purnadi yang selalu sabar menemani dan memabantu saat penulis kebingungan.
7. Grup ELG, grup CABE dan grup NEINNEIN yang telah mendoakan dan memberikan semangat selama ini.

8. Neni, Cece, Lina, Tacik, Sitkom yang telah membantu, mengingatkan dan memberikan semangat.
9. Teman-teman pejuang wisuda 116 atas semangat yang diberikan kepada penulis dan teman-teman angkatan 2013 atas segala motivasi dan semangatnya.
10. Serta semua pihak yang telah memberikan dukungan baik moril maupun materiil yang tidak dapat penulis sebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa Tugas Akhir ini masih terdapat kekurangan oleh karena itu saran dan kritik yang bersifat membangun guna perbaikan sangat diharapkan. Semoga Tugas Akhir ini dapat bermanfaat bagi penelitian selanjutnya.

Surabaya, September 2017

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	v
ABSTRAK	vii
ABSTRACT	ix
KATA PENGANTAR	xi
DAFTAR ISI	xiii
DAFTAR GAMBAR	xv
DAFTAR TABEL	xvii
DAFTAR LAMPIRAN	xix
BAB I PENDAHULUAN	
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian.....	4
1.4 Manfaat Penelitian.....	4
1.5 Batasan Masalah.....	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	
2.1 Statistika Deskriptif	5
2.2 Distribusi t	5
2.3 Model Regresi t	7
2.3.1 Penaksiran Parameter Model Regresi t.....	7
2.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi t.....	10
2.4 <i>Geographically Weighted t Regression</i> (GWtR)	12
2.4.1 Penentuan <i>Bandwidth</i> dan Pembobot Optimum	13
2.4.2 Penaksiran Parameter Model <i>Geographically Weighted t Regression</i>	14
2.4.3 Pengujian Parameter Model <i>Geographically Weighted t Regression</i>	18
2.5 Asumsi.....	21
2.5.1 Pengujian <i>Kolmogorov-Smirnov</i>	21
2.5.2 Multikolinearitas.....	21
2.5.3 Dependensi Spasial	22
2.5.4 Heterogenitas Spasial.....	23
2.6 Pemilihan Model Terbaik	24

2.7	Peta Tematik	25
2.8	Angka Buta Huruf	26
2.9	Kerangka Konseptual Angka Buta Huruf.....	27
BAB III METODOLOGI PENELITIAN		
3.1	Sumber Data	29
3.2	Variabel Penelitian	29
3.3	Struktur Data	33
3.4	Langkah-Langkah Analisis Data	33
BAB IV ANALISIS DAN PEMBAHASAN		
4.1	Persebaran dan Deskripsi Angka Buta Huruf.....	35
4.2	Pemodelan Angka Buta Huruf	37
4.2.1	Deteksi Multikolinearitas.....	37
4.2.2	Pengujian Distribusi.....	38
4.2.3	Pemodelan Angka Buta Huruf dengan Regresi t	39
4.2.4	Pengujian Aspek Spasial.....	40
4.2.5	Pemodelan Angka Buta Huruf dengan <i>Geographically Weighted t Regression</i>	41
4.3	Pemilihan Model Terbaik	45
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN		
5.1	Kesimpulan.....	47
5.2	Saran.....	48
DAFTAR PUSTAKA		49
LAMPIRAN		53

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1 Plot Distribusi t dengan $\tau = 1$	6
Gambar 2.2 Plot Distribusi t dengan $\tau = 30$	6
Gambar 2.3 Model Konseptual Penelitian	27
Gambar 4.1 Persebaran Angka Buta Huruf di Jawa Timur Tahun 2015.....	35
Gambar 4.2 Pengelompokan Angka Buta Huruf dengan Metode GWtR	44

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 3.1 Variabel Penelitian.....	29
Tabel 3.2 Struktur Data.....	33
Tabel 4.1 Deskripsi Angka Buta Huruf dan Faktor-faktor Yang Mempengaruhinya	36
Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor.....	37
Tabel 4.3 Pengujian Distribusi Data	38
Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi t	39
Tabel 4.5 Variabel yang Signifikan dalam Model GWtR.....	43
Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model GWtR di Kabupaten Pacitan.....	44
Tabel 4.7 Nilai AIC Model Regresi t dan Model GWtR	45
Tabel 4.8 Nilai R^2 Model Regresi t dan Model GWtR	46

(halaman ini sengaja dikosongkan)

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1. Data Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur Tahun 2015 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya.....	53
Lampiran 2. Data Titik Koordinat Kabupaten/Kota se-Jawa Timur	54
Lampiran 3. Hasil Uji Heterogenitas Spasial.....	56
Lampiran 4. Hasil Uji Dependensi Spasial	56
Lampiran 5. Syntax Regresi t	57
Lampiran 6. Syntax Regresi t Dibawah H_0	59
Lampiran 7. Syntax Uji Serentak Regresi t	61
Lampiran 8. Jarak <i>Euclidean</i> Antar Titik Pengamatan	62
Lampiran 9. Matriks Pembobot Fungsi Kernel <i>Fixed Gaussian</i>	63
Lampiran 10. Syntax GWtR.....	64
Lampiran 11. Estimasi Parameter Model GWtR.....	67
Lampiran 12. Nilai Zhitung Parameter Model GWtR.....	68
Lampiran 13. Syntax AIC Model Regresi t.....	70
Lampiran 14. Syntax AIC Model GWtR.....	71

(halaman ini sengaja dikosongkan)

B A B I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Pendidikan merupakan suatu elemen yang sangat penting dalam perkembangan suatu bangsa. Dengan pendidikan, anak-anak diasah melalui pengetahuan yang positif dalam menemukan dan merumuskan tujuan untuk dirinya di masa-masa mendatang sesuai dengan tujuan pendidikan nasional yang ditetapkan undang-undang nomor 20 tahun 2003 tentang Sistem Pendidikan Nasional. Dalam undang-undang tersebut ditegaskan pendidikan nasional bertujuan mencerdaskan kehidupan bangsa dan meningkatkan manusia Indonesia seutuhnya yaitu manusia yang beriman dan bertakwa terhadap Tuhan Yang Maha Esa, berbudi pekerti luhur (Sisdiknas, 2003).

Beberapa upaya yang dilakukan pemerintah provinsi Jawa Timur dalam hal pendidikan antara lain bantuan biaya pendidikan, dana BOS, beasiswa, program peningkatan tenaga pendidik, penyediaan sarana prasarana penunjang pendidikan dan lain sebagainya. Hal tersebut dimaksudkan agar dapat memberantas buta huruf atau buta aksara dan juga agar masyarakat dapat memperoleh pendidikan secara menyeluruh dan merata. Tingkat buta huruf yang rendah menunjukkan adanya sistem pendidikan dasar yang efektif serta memungkinkan sebagian besar penduduk untuk memperoleh kemampuan membaca dan menulis dalam kehidupan sehari-hari guna melanjutkan pembelajarannya (Susenias, 2015). Indikator yang digunakan untuk mengukur tingkat buta huruf adalah Angka Buta Huruf. Namun rata-rata angka buta huruf di Indonesia adalah 4,27%, masih belum mendekati 0% (BPS, 2016). Angka Buta Huruf (ABH) sendiri adalah ukuran persentase penduduk usia sepuluh (10) tahun ke atas yang tidak bisa membaca dan menulis.

Jawa Timur merupakan provinsi yang dikenal memiliki perekonomian yang tinggi tetapi dalam hal pendidikan masih

dikatakan rendah, termasuk masih tingginya angka buta huruf. Menurut data Badan Pusat Statistik Jawa Timur tercatat angka buta huruf untuk provinsi Jawa Timur sebesar 7,71%. Hal ini berarti bahwa angka buta huruf di provinsi Jawa Timur masih tergolong tinggi karena melebihi angka buta huruf nasional. Selain itu, angka buta huruf di provinsi Jawa Timur juga merupakan angka buta huruf tertinggi jika dibandingkan dengan beberapa provinsi yang ada di Jawa. Dengan tingginya angka buta huruf di Jawa Timur, maka ingin dilakukan penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf kabupaten/kota di Jawa Timur.

Objek yang akan digunakan berupa kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur maka unit pengamatannya akan berupa wilayah atau tempat (*spatial*). Jarak antara satu wilayah dengan wilayah lain juga perlu diperhatikan dalam penentuan faktor yang mempengaruhi angka buta huruf. Salah satu metode statistik yang memperhitungkan aspek spasial adalah *Geographically Weighted Regression* (GWR). GWR adalah pengembangan dari model regresi dimana setiap parameter dihitung pada setiap lokasi, sehingga pada setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda (Fotheringham, Brunson, & Charlton, 2002).

Pada penelitian ini dilakukan pemodelan Angka Buta Huruf di Provinsi Jawa Timur dengan metode GWtR karena variabel respon yang diteliti berbentuk kontinu dan memperhatikan aspek spasial sehingga hubungan antara variabel respon dan variabel prediktor dapat diketahui di masing-masing kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur. Selain itu, angka buta huruf di Provinsi Jawa Timur memiliki distribusi t dengan ciri-ciri kurva yang hampir sama dengan distribusi normal standar dan karakteristik setiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur juga berbeda. Contohnya wilayah-wilayah yang memiliki ABH tertinggi adalah Madura, Bondowoso, Situbondo dan Probolinggo. Wilayah-wilayah tersebut terkenal memiliki kebudayaan yang hampir sama. Hal ini menunjukkan ada pengaruh faktor lokasi atau spasial sehingga metode GWtR sangat tepat untuk digunakan.

Pada beberapa penelitian mengenai faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf di Jawa Timur, Andiyono, Bekti dan Irwansyah (2013) menyatakan bahwa faktor yang mempengaruhi angka buta huruf adalah persentase rumah tangga yang mempunyai telepon seluler (HP) dan persentase rumah tangga yang mengakses internet di rumah. Consetta (2012) memperoleh hasil bahwa faktor yang berpengaruh signifikan adalah persentase penduduk miskin, daerah berstatus kota dan angka partisipasi murni tingkat SD. Selanjutnya Maharani (2016) menyatakan bahwa faktor yang berpengaruh terhadap angka buta huruf adalah angka partisipasi murni SD, angka partisipasi murni SMP, persentase fasilitas pendidikan, dan persentase tenaga pendidikan. Selain itu, hasil studi yang dilakukan Lailiyah (2012) menunjukkan bahwa terdapat 5 faktor yang mempengaruhi angka buta huruf yaitu persentase penduduk miskin, persentase daerah berstatus kota, tingkat pengangguran terbuka, persentase pekerja sosial masyarakat dan angka partisipasi murni SD. Dari hasil penelitian sebelumnya dan kerangka konsep pada publikasi statistika pendidikan 2015 maka penelitian ini mengambil 7 faktor yang mempengaruhi tingkat angka buta huruf yaitu angka partisipasi murni SD, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, persentase daerah berstatus kota, rasio jumlah siswa terhadap guru SD, rasio siswa terhadap sekolah SD dan persentase balita gizi buruk.

1.2 Rumusan Masalah

Angka buta huruf di provinsi Jawa Timur masih tergolong tinggi karena melebihi angka buta huruf nasional. Selain itu, angka buta huruf di provinsi Jawa Timur juga merupakan angka buta huruf tertinggi jika dibandingkan dengan beberapa provinsi yang ada di Jawa. Pada penelitian sebelumnya dilakukan pemodelan angka buta huruf menggunakan GWR namun setelah dilakukan pengujian distribusi pada variabel respon diketahui bahwa variabel respon berdistribusi t . Metode yang dapat digunakan untuk

pemodelan angka buta huruf kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur adalah *Geographically Weighted t Regression*.

1.3 Tujuan Penelitian

Berdasarkan rumusan masalah yang telah dijabarkan, tujuan yang ingin dicapai dalam penelitian ini adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhi tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur
2. Mendapatkan model angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhi tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur menggunakan metode *Geographically Weighted t Regression*.

1.4 Manfaat

Manfaat yang diperoleh dari penelitian ini adalah memberikan informasi kepada pembaca dan masyarakat, dikarenakan masih adanya masyarakat yang belum mengetahui tentang angka buta huruf di Jawa Timur yang tergolong cukup tinggi. Penelitian ini juga bermanfaat untuk memberikan informasi tambahan dan masukan kepada Pemerintah Daerah Propinsi Jawa Timur mengenai angka buta huruf serta faktor-faktor yang mempengaruhinya sehingga dapat digunakan sebagai acuan dalam mengurangi jumlah penduduk penderita buta huruf di Provinsi Jawa Timur. Selain itu penelitian ini juga bermanfaat untuk mengembangkan keilmuan statistik khususnya *Geographically Weighted t Regression* di bidang pendidikan, sosial dan lingkungan terutama dalam hal pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

1.5 Batasan Masalah

Batasan masalah pada penelitian ini adalah menggunakan data dari BPS Provinsi Jawa Timur tentang Angka Buta Huruf tahun 2015. Selain itu dibatasi juga mengenai faktor-faktor yang diduga mempengaruhi angka buta huruf sebanyak 7 variabel tiap kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur yaitu angka partisipasi murni SD, persentase penduduk miskin, tingkat pengangguran terbuka, persentase daerah berstatus kota, rasio murid-guru, rasio murid-sekolah dan persentase balita gizi buruk.

BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Statistika Deskriptif

Analisis statistika deskriptif adalah statistik yang berfungsi untuk memberikan gambaran umum tentang metode-metode untuk menyajikan data sampel atau populasi. Analisis statistika deskriptif dapat juga diartikan sebagai metode-metode yang berkaitan dengan mengumpulkan, meringkas dan menyajikan suatu data sehingga memberikan informasi yang berguna. Data dapat dideskripsikan menjadi grafik atau tabel dan secara numerik. Ukuran pemusatan meliputi mean, median dan modus sedangkan ukuran penyebaran data meliputi rentang, varian, dan standar deviasi (Walpole, 1995).

2.2 Distribusi *t-student*

Distribusi *t-student* merupakan distribusi dengan variabel acak kontinu. Distribusi *t-student* memiliki bentuk kurva yang hampir sama dengan distribusi normal standar dengan *mean* adalah 0 dan standar deviasi adalah 1, hanya saja distribusi *t-student* memiliki bentuk kurva yang lebih kurus dan tinggi. Untuk $n \geq 30$ pola distribusi *t* mendekati pola distribusi normal. Fungsi kepadatan probabilitas dari distribusi *t* adalah sebagai berikut (Kotz & Nadarajah, 2004).

$$f(y) = \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \left[1 + \frac{(y-\mu)^2}{\tau\psi} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}; -\infty < y < \infty, \tau > 2, \psi > 0 \quad (2.1)$$

Dimana :

Γ = fungsi gamma

τ = derajat bebas

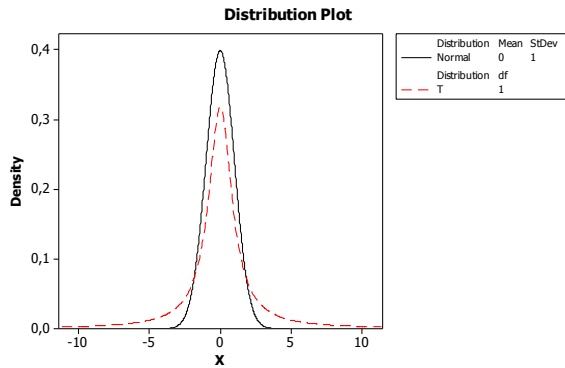
ψ = parameter skala

Selain fungsi kepadatan probabilitas dapat diketahui juga nilai rata-rata dan varians dari distribusi *t-student*

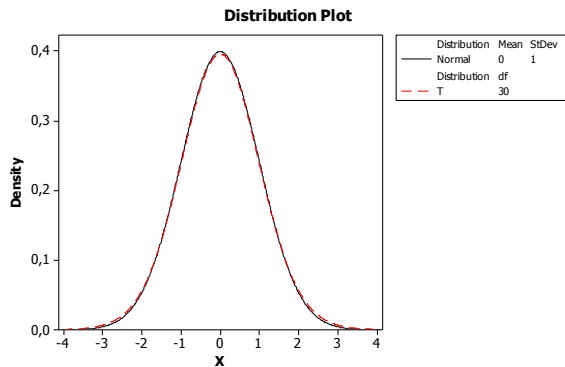
$$E(Y) = 0$$

$$\text{var}(y) = \frac{\tau}{(\tau - 2)}, \tau > 2$$

τ merupakan parameter dari distribusi t yang dapat mempengaruhi *skewness* dari plot distribusi. Nilai τ yang semakin besar akan membuat plot distribusi t menyerupai distribusi normal.



Gambar 2.3 Plot Distribusi t dengan nilai $\tau = 1$



Gambar 2.4 Plot Distribusi t dengan nilai $\tau = 30$

2.3 Model Regresi t

Model regresi univariat t merupakan model regresi dengan variabel respon Y berdistribusi t dan data yang diamati hanya memiliki satu variabel respon dengan variabel prediktor X_1, X_2, \dots, X_k . Jika hubungan linier antara variabel bebas X_1, X_2, \dots, X_k dengan variabel respon Y untuk pengamatan ke- i dinyatakan sebagai:

$$y_i = \beta_0 + \sum_{p=1}^k \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.2)$$

maka dalam bentuk matriks, Persamaan (2.2) dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$y_i = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta} + \varepsilon_i; i = 1, 2, \dots, n \quad (2.3)$$

dengan $\mathbf{x}_i^T = [1 \quad x_{i1} \quad x_{i2} \quad \dots \quad x_{ik}]$ dan $\boldsymbol{\beta} = [\beta_0 \quad \beta_1 \quad \dots \quad \beta_k]^T$.

Selanjutnya jika y_i bersifat independen dan identik berdistribusi t , parameter lokasi $\mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$, parameter skala ψ , dan derajat bebas τ , maka fungsi densitas dari y_i adalah:

$$f(y_i) = \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \left[1 + \frac{(y_i - \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta})^2}{\tau\psi} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}; -\infty < y_i < \infty \quad (2.4)$$

dengan $E(y_i) = \mathbf{x}_i^T \boldsymbol{\beta}$ dan $\text{var}(y_i) = (\frac{\tau}{\tau-2})\psi; \tau > 2; i = 1, 2, \dots, n$

2.3.1 Penaksiran Parameter Model Regresi t

Penggunaan metode *ordinary linier square (OLS)* dianggap kurang tepat untuk mendapatkan penaksir parameter persamaan regresi t karena tidak melibatkan fungsi *likelihood* di dalamnya. Salah satu metode yang biasa digunakan adalah metode *maximum likelihood*, yaitu dengan cara memaksimumkan fungsi *likelihood* bagi $\boldsymbol{\theta} = (\boldsymbol{\beta}, \Psi, \tau)$ yaitu:

$$\ell(\theta) = f(y_1, y_2, \dots, y_n) = \prod_{i=1}^n f(y_i) =$$

$$\left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2}{\tau\psi} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}} \quad (2.5)$$

Fungsi ln likelihood:

$$\ln \ell(\theta) = n \ln \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right\} - \left(\frac{\tau+1}{2} \right) \sum_{i=1}^n \ln \left[1 + \frac{(y_i - \mathbf{x}_i^T \beta)^2}{\tau\psi} \right]$$

Penaksir parameter-parameter likelihood diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *local ln likelihood* jika nilai τ diketahui dengan mencari penyelesaian dari:

$$\frac{\partial \ln \ell(\theta)}{\partial \beta} = 0 \quad \text{dan} \quad \frac{\partial \ln \ell(\theta)}{\partial \psi} = 0$$

yaitu:

$$\frac{\partial \ln(\theta)}{\partial \beta} = (\tau+1) \sum_{j=1}^n \frac{\mathbf{x}_j (y_j - \mathbf{x}_j^T \beta)}{\tau\psi + (y_j - \mathbf{x}_j^T \beta)^2} = 0$$

$$\frac{\partial \ln \ell(\theta)}{\partial \psi} = -\tau(\tau+1) \sum_{j=1}^n \frac{(y_j - \mathbf{x}_j^T \beta)}{\left\{ \tau\psi + (y_j - \mathbf{x}_j^T \beta)^2 \right\}^2} = 0$$

Setelah mendapatkan penurunan pertama, didapatkan hasil yang implisit untuk setiap parameternya dikarenakan masih terdapat parameter dalam persamaan yang terbentuk. Untuk mengatasi hal tersebut maka digunakan iterasi *Newton Raphson* (Cameron & Travedi, 2005). Selanjutnya, matriks Hessian diperoleh sebagai berikut:

$$\mathbf{H}(\underline{\theta}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \underline{\beta} \partial \underline{\beta}^T} & \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \underline{\beta} \partial \psi} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \underline{\beta} \partial \psi} & \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \psi^2} \end{pmatrix} \quad (2.6)$$

dengan

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \underline{\beta} \partial \underline{\beta}^T} &= (\tau + 1) \sum_{j=1}^n \frac{\underline{x}_j \underline{x}_j^T}{\left(\tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right)} + \frac{2 \underline{x}_j \underline{x}_j^T (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2}{\left[\tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right]^2} \\ &= (\tau + 1) \sum_{j=1}^n \left[\frac{1}{\left(\tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right)} + \frac{2 (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2}{\left(\tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right)^2} \right] \underline{x}_j \underline{x}_j^T \\ \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \underline{\beta} \partial \psi} &= \sum_{j=1}^n \frac{-\tau (\tau + 1) \underline{x}_j (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})}{\left\{ \tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right\}^2} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell(\underline{\theta})}{\partial \psi^2} &= 2\tau^2 (\tau + 1) \sum_{j=1}^n \frac{(y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})}{\left\{ \tau \psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta})^2 \right\}^3} \end{aligned}$$

Selanjutnya, jika memperhatikan faktor geografi untuk setiap lokasi, maka model pada persamaan (2.2) sudah tidak relevan lagi untuk digunakan dalam menjelaskan data yang ada terutama hubungan antara variabel-variabelnya karena setiap pengamatan tidak mengandung pembobot yang digunakan untuk membedakan setiap lokasi. Sebagaimana diketahui bahwa data spasial merupakan data hasil pengukuran yang memuat suatu informasi lokasi, sehingga hasil pengamatan di suatu lokasi bergantung pada pengamatan di lokasi lain yang berdekatan (*neighboring*). Hal ini dapat dianggap sebagai penyebab adanya pelanggaran asumsi dependensi spasial (autokorelasi) dan heterogenitas spasial dari variabel galat (*error*). Dalam Anselin

(1988) disebutkan bahwa autokorelasi spasial terjadi akibat adanya dependensi residual dalam data, sedangkan heterogenitas spasial terjadi akibat adanya perbedaan antara satu daerah dengan daerah lainnya yang disebabkan adanya variabel yang keberadaannya berpengaruh tetapi tidak dapat diukur secara langsung.

2.3.2 Pengujian Parameter Model Regresi t

Pengujian parameter model regresi t dilakukan dengan menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT) dengan hipotesis.

$$H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_p \neq 0; p = 1, 2, \dots, k$$

Himpunan parameter dibawah populasi (H_1) adalah

$$\Omega = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k, \psi) = (\beta, \psi)$$

Himpunan parameter dibawah H_0 adalah

$$\omega = (\beta_0, \psi)$$

Untuk mengetahui nilai statistik uji, terlebih dahulu ditentukan dua buah fungsi *likelihood* yang berhubungan dengan model regresi yang diperoleh. Fungsi *likelihood* yang dimaksud adalah $L(\hat{\Omega})$ yaitu nilai maksimum *likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$ yaitu nilai maksimum *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor.

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - x_i^T \beta)^2}{\tau \psi} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}$$

$$L(\hat{\Omega}) = \max_{\Omega} L(\Omega)$$

$$L(\hat{\omega}) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau_{\omega}+1}{2})}{(\pi\tau_{\omega})^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau_{\omega}}{2}) \psi_{\omega}^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \beta_{0\omega})^2}{\tau_{\omega} \psi_{\omega}} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}$$

$$L(\hat{\omega}) = \max_{\omega} L(\omega)$$

dimana

$\beta_{0\omega}$ adalah nilai estimasi dari β_0 yang diperoleh menggunakan iterasi *Newton-Raphson* pada model regresi t dibawah H_0 dengan penaksiran parameter MLE. Jika nilai τ diketahui maka:

Kemudian menghitung odds ratio (Λ) dan statistik uji (G^2)

$$\Lambda = \left(\frac{L(\hat{\omega})}{L(\hat{\Omega})} \right) = \frac{\left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau_{\omega} + 1}{2})}{(\pi\tau_{\omega})^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau_{\omega}}{2}) \psi_{\omega}^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \beta_{0\omega})^2}{\tau_{\omega} \psi_{\omega}} \right]^{-\frac{\tau_{\omega} + 1}{2}}}{\left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau + 1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - x_i^T \beta)^2}{\tau \psi} \right]^{-\frac{\tau + 1}{2}}} \quad (2.7)$$

Statistik uji: $G^2 = -2 \ln \Lambda$

G^2 adalah devians model regresi t yang merupakan statistik uji *likelihood ratio* dimana statistik ini merupakan pendekatan dari distribusi χ^2 dengan derajat bebas k sehingga kriteria pengujiannya yaitu tolak H_0 jika $G^2 > \chi_{k,\alpha}^2$.

Selanjutnya dilakukan pengujian parameter secara parsial untuk mengetahui parameter mana saja yang memberikan pengaruh signifikan terhadap model. Hipotesis yang digunakan yaitu:

$$H_0: \beta_p = 0$$

$$H_1: \beta_p \neq 0$$

Statistik uji yang digunakan yaitu:

$$Z = \frac{\hat{\beta}_p}{se(\hat{\beta}_p)} \quad (2.8)$$

$se(\hat{\beta}_l)$ didapatkan dari elemen diagonal ke- $p+1$ dari $Var(\hat{\beta})$ dengan $Var(\hat{\beta}) = -E\left(\mathbf{H}^{-1}(\hat{\beta})\right)$. \mathbf{H} merupakan matriks Hessian dengan rumus seperti pada Persamaan 2.6. Daerah penolakannya adalah H_0 akan ditolak jika nilai dari $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$.

2.4 Geographically Weighted t Regression (GWtR)

Model *Geographically Weighted t Regression* adalah pengembangan dari model regresi univariat t dimana setiap parameter mempertimbangkan letak geografis, sehingga setiap titik lokasi geografis mempunyai nilai parameter regresi yang berbeda-beda. Variabel respon dalam model GWtR diprediksi dengan variabel prediktor yang masing-masing koefisien regresinya bergantung pada lokasi dimana data tersebut diamati. Model *Geographically Weighted t Regression (GWtR)* adalah sebagai berikut:

$$\begin{aligned} \tau_i(u_i, v_i) &= \exp(\beta_0(u_i, v_i) + \beta_1(u_i, v_i)x_{1i} + \beta_2(u_i, v_i)x_{2i} + \dots + \\ &\quad \beta_k(u_i, v_i)x_{ki}) \\ &= \exp(\tilde{x}_i^T \tilde{\beta}(u_i, v_i)) \\ &= e^{\tilde{x}_i^T \tilde{\beta}(u_i, v_i)} \end{aligned} \quad (2.9)$$

Sehingga fungsi kepadatan probabilitas y_i adalah

$$\begin{aligned} f(y_i | \beta(u_i, v_i), \psi) &= \frac{\Gamma\left(\frac{e^{\tilde{x}_i^T \beta(u_i, v_i)} + 1}{2}\right)}{(\pi e^{\tilde{x}_i^T \beta(u_i, v_i)})^{\frac{1}{2}} \Gamma\left(\frac{e^{\tilde{x}_i^T \beta(u_i, v_i)}}{2}\right) \psi^{\frac{1}{2}}} \\ &\quad \left[1 + \frac{y_i^2}{e^{\tilde{x}_i^T \beta(u_i, v_i)} \psi}\right]^{-\frac{e^{\tilde{x}_i^T \beta(u_i, v_i)} + 1}{2}} \end{aligned} \quad (2.10)$$

Keterangan:

y_i : nilai observasi variabel respon untuk lokasi pengamatan ke- i

- x_{ki} : nilai observasi lokasi pengamatan ke- i pada variabel prediktor ke- k
 $\beta_k(u_i, v_i)$: koefisien regresi variabel prediktor ke- k pada lokasi pengamatan ke- i
 (u_i, v_i) :koordinat letak geografis dari lokasi pengamatan ke- i
 ψ : parameter skala

2.4.1 Penentuan *Bandwidth* dan Pembobot Optimum

Estimasi parameter di suatu titik (u_i, v_i) akan lebih dipengaruhi oleh titik-titik yang dekat dengan lokasi (u_i, v_i) daripada titik-titik yang lebih jauh. Pemilihan pembobot spasial digunakan untuk menentukan besarnya pembobot masing-masing lokasi yang berbeda. Peran pembobot spasial sangat penting karena nilai pembobot ini mewakili letak data observasi satu dengan yang lainnya. Lokasi yang dekat dengan lokasi yang diamati diberi pembobot besar, sedangkan yang jauh diberi pembobot kecil (Lee & Wong, 2001). Proses penaksiran parameter model GWR di suatu titik (u_i, v_i) membutuhkan pembobot spasial dimana pembobot yang digunakan adalah fungsi kernel Gaussian sebagai berikut.

$$w_j(u_i, v_i) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{d_{ij}}{b}\right)^2\right) \quad (2.11)$$

dimana $d_{ij} = \sqrt{(u_i - u_j)^2 + (v_i - v_j)^2}$ adalah jarak

Euclidean antara lokasi $(u_i - v_i)$ ke lokasi $(u_j - v_j)$ dan b adalah nilai parameter penghalus *bandwith* (Lee & Wong, 2001). *Bandwidth* merupakan radius suatu lingkaran dimana titik yang berada dalam radius lingkaran masih dianggap berpengaruh dalam membentuk parameter model lokasi i . Nilai *bandwidth* yang sangat kecil akan menyebabkan varians menjadi semakin besar. Hal itu dikarenakan jika *bandwidth* sangat kecil maka akan semakin sedikit pengamatan yang berada dalam radius b , sehingga model yang diperoleh akan sangat kasar (*under smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan sedikit pengamatan. Sebaliknya, jika nilai *bandwidth* semakin besar maka dapat menimbulkan bias yang semakin besar. Jika *bandwidth* sangat besar maka akan semakin

banyak pengamatan yang berada dalam radius b , sehingga model yang diperoleh akan terlampau halus (*over smoothing*) karena hasil estimasi menggunakan banyak pengamatan. Pemilihan *bandwidth* optimum menjadi sangat penting karena akan mempengaruhi ketepatan model terhadap data, yaitu mengatur varians dan bias dari model. Metode yang digunakan untuk menentukan *bandwidth* optimum adalah metode *Cross Validation* (CV) yang dirumuskan sebagai berikut.

$$CV = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_{\neq i}(b))^2 \quad (2.12)$$

dimana,

$\hat{y}_{\neq i}(b)$ = nilai estimasi y_i yang diperoleh dari proses pemodelan tanpa pengamatan ke- i

n = jumlah sampel

Untuk mendapatkan nilai b yang optimum maka diperoleh dari b yang menghasilkan nilai CV yang minimum.

2.4.2 Penaksir Parameter Model *Geographically Weighted t Regression*

Penaksiran parameter model *GWtR* menggunakan metode *Maximum Likelihood Estimation* (MLE). Jika y_i bersifat independen dan identik berdistribusi t , parameter lokasi $\tilde{x}_i^T \tilde{\beta}$, parameter skala ψ , dan derajat bebas τ cara untuk mendapatkan penaksir parameter dilakukan dengan cara memaksimumkan fungsi likelihood untuk $\tilde{\theta}(u_i, v_i) = (\beta(u_i, v_i), \psi, \tau)$ yakni:

$$\ell(\tilde{\theta}(u_i, v_i)) = \left[\frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right]^n \prod_{j=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \tilde{x}_i^T \tilde{\beta}(u_i, v_i))^2}{\tau\psi} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}} \quad (2.13)$$

Fungsi ln likelihood:

$$\ln \ell(\underline{\theta}(u_i, v_i)) = n \ln \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right\} - \left(\frac{\tau+1}{2} \right) \sum_{j=1}^n \ln \left[1 + \frac{(y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))^2}{\tau\psi} \right]$$

Oleh karena faktor letak geografis merupakan faktor pembobot yang mempunyai nilai berbeda untuk setiap wilayah, maka pada fungsi \ln likelihood perlu diberikan pembobot untuk mendapatkan model GWtR. Dalam Cleveland (1998) diperoleh fungsi *local ln likelihood*:

$$\begin{aligned} \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i)) &= \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \ln f(y_j) \\ &= \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \ln \left(\frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi^{\frac{1}{2}}} \right) \\ &\quad - \left(\frac{\tau+1}{2} \right) \sum_{j=1}^n w_j(u_i, v_i) \ln \left[1 + \frac{(y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))^2}{\tau\psi} \right] \end{aligned} \quad (2.14)$$

Penaksir parameter likelihood diperoleh dengan memaksimumkan fungsi *local ln likelihood* jika nilai τ diketahui dengan mencari penyelesaian dari:

$$\frac{\partial \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i)} = 0 \text{ dan } \frac{\partial \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \psi} = 0$$

yaitu:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i)} &= (\tau+1) \sum_{j=1}^n \frac{w_j(u_i, v_i) \underline{x}_j (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))}{\tau\psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))^2} = 0 \\ \frac{\partial \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \psi} &= -\tau(\tau+1) \sum_{j=1}^n \frac{w_j(u_i, v_i) (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))}{\left\{ \tau\psi + (y_j - \underline{x}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i))^2 \right\}^2} = 0 \end{aligned}$$

Bentuk persamaan menjadi tidak *closed form*, maka

penaksir parameter maksimum likelihood untuk parameter regresi diperoleh dengan proses iterasi Newton-Raphson. Selanjutnya, matriks Hessian diperoleh sebagai berikut:

$$\mathbf{H}(\underline{\theta}(u_i, v_i)) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i) \partial \underline{\beta}^T(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i) \partial \psi} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i) \partial \psi} & \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \psi^2} \end{pmatrix} \quad (2.15)$$

dengan

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i) \partial \underline{\beta}^T(u_i, v_i)} &= (\tau + 1) \sum_{j=1}^n \frac{-w_j(u_i, v_i) \underline{\mathbf{x}}_j \underline{\mathbf{x}}_j^T}{\left(\tau \psi + \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)^2 \right)} \\ &\quad + \frac{2w_j(u_i, v_i) \underline{\mathbf{x}}_j \underline{\mathbf{x}}_j^T \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)^2}{\left[\tau \psi + \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)^2 \right]^2} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \psi^2} &= 2\tau^2 (\tau + 1) \sum_{j=1}^n \frac{w_j(u_i, v_i) \underline{\mathbf{x}}_j \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)}{\left\{ \tau \psi + \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)^2 \right\}^3} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell * (\underline{\theta}(u_i, v_i))}{\partial \underline{\beta}(u_i, v_i) \partial \psi} &= \sum_{j=1}^n \frac{-\tau(\tau + 1)w_j(u_i, v_i) \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)}{\left\{ \tau \psi + \left(y_j - \underline{\mathbf{x}}_j^T \underline{\beta}(u_i, v_i) \right)^2 \right\}^2} \end{aligned}$$

Nilai $\hat{\underline{\theta}}(u_i, v_i) = (\hat{\underline{\beta}}(u_i, v_i), \hat{\psi}, \tau)$ merupakan penaksir parameter maksimum likelihood untuk $\underline{\theta}(u_i, v_i)$ yang diperoleh dengan proses iterasi Newton-Raphson sedemikian sehingga $\left\| \underline{\beta}(u_i, v_i)^{(r+1)} - \underline{\beta}(u_i, v_i)^{(r)} \right\| < \kappa$, dengan κ adalah bilangan yang sangat kecil. Dalam Kotz (2004), nilai $\hat{\underline{\beta}}(u_i, v_i)$ mempunyai sifat konsisten dan asimtotik berdistribusi normal dengan:

$$E\left(\hat{\beta}(u_i, v_i)\right) = \beta(u_i, v_i) \text{ dan} \quad (2.16)$$

$$\text{cov}\left(\hat{\beta}(u_i, v_i)\right) = -E\left(\frac{\partial^2 \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial \beta^T(u_i, v_i)}\right)^{-1}$$

Adapun algoritma untuk mendapatkan penaksir parameter dengan proses iterasi Newton-Raphson adalah sebagai berikut:

1. Menentukan vektor dan matriks: \mathbf{y} , \mathbf{X} dan $\mathbf{W}(u_i, v_i)$.
 $\begin{matrix} n \times 1 & n \times (p+1) & n \times n \end{matrix}$
2. Menentukan nilai awal bandwidth, yakni $h^{(0)} = \min(d_{ij})$ sebagai jarak minimum antara lokasi (u_i, v_i) dan lokasi (u_j, v_j) .
3. Menentukan $\hat{\beta}(u_i, v_i)$ dan $\hat{\psi}^{(0)}$ berdasarkan estimasi parameter persamaan model regresi t .
4. Menentukan:

$$\mathbf{g}(\theta(u_i, v_i)) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i)} \\ \frac{\partial \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \psi} \end{pmatrix}$$

5. Menentukan invers matriks Hessian, yaitu:

$$\mathbf{H}^{-1}(\theta(u_i, v_i)) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial \beta^T(u_i, v_i)} & \frac{\partial^2 \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial \psi} \\ \frac{\partial^2 \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \beta(u_i, v_i) \partial \psi} & \frac{\partial^2 \ln \ell * (\theta(u_i, v_i))}{\partial \psi^2} \end{pmatrix}^{-1}$$

6. Menentukan:

$$\begin{aligned}\hat{\tilde{\theta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) &= \begin{pmatrix} \hat{\tilde{\beta}}^{(r+1)}(u_i, v_i) \\ \hat{\tilde{\psi}}^{(r+1)} \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} \hat{\tilde{\beta}}^{(r)}(u_i, v_i) \\ \hat{\tilde{\psi}}^{(r)} \end{pmatrix} - \mathbf{H}^{-1} \left(\hat{\tilde{\theta}}^{(r)}(u_i, v_i) \right) g \left(\hat{\tilde{\theta}}^{(r)}(u_i, v_i) \right)\end{aligned}$$

Menghitung $\left\| \hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i)^{(r+1)} - \hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i)^{(r)} \right\|$. Jika kurang dari κ maka penaksir untuk $\hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i) = \hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i)^{(r+1)}$ dan $\hat{\tilde{\psi}} = \hat{\tilde{\psi}}^{(r+1)}$, jika tidak maka $\hat{\tilde{\beta}}^{(0)}(u_i, v_i) = \hat{\tilde{\beta}}(u_i, v_i)^{(r+1)}$ dan $\hat{\tilde{\psi}}^{(0)} = \hat{\tilde{\psi}}^{(r+1)}$ selanjutnya ulangi kembali langkah 2 hingga 7 (Sugiarti, Purnadi, Sutikno, & Purnami, 2014).

2.4.3 Pengujian Parameter Model *Geographically Weighted t Regression*

Pengujian parameter *Weighted t Regression* menggunakan metode *Maximum Likelihood Ratio Test* (MLRT). Pertama akan dilakukan pengujian kesamaan antara model *GWtR* dengan model regresi *t* dan selanjutnya pengujian parameter.

a. Pengujian Kesamaan *GWtR*

Pengujian ini dilakukan untuk menguji signifikansi faktor geografis yang memberikan pengaruh pada variabel lokal, yaitu membandingkan kesamaan antara model *GWtR* dengan model regresi *t*.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_p(u_i, v_i) = \beta_p \quad ; i = 1, 2, \dots, n ; p = 0, 1, 2, \dots, k$$

$$H_1 : \text{Minimal ada satu } \beta_p(u_i, v_i) \neq \beta_p$$

Statistik uji:

$$F_{hit} = \frac{G_1^2 / df_1}{G_2^2 / df_2} \quad (2.17)$$

Keterangan :

G_1^2 : nilai devians (*likelihood ratio test*) dari model regresi *t*

df_1 : derajat bebas regresi t

G_2^2 : nilai devians (*likelihood ratio test*) dari model $GWtR$

df_2 : derajat bebas model $GWtR$

G_1^2 merupakan pendekatan dari distribusi χ^2 dengan derajat bebas $df_1 = (a - b)$, dimana a adalah jumlah parameter dibawah populasi dan b adalah jumlah parameter dibawah H_0 .

Keputusan:

Tolak H_0 jika $F_{hit} > F_{(\alpha, df_1, df_2)}$ yang berarti bahwa ada perbedaan yang signifikan antara model $GWtR$ dengan model regresi t . Sehingga perlu dilakukan pengujian parsial parameter $GWtR$. *Likelihood ratio test* dari model regresi t G_1^2 dan *Likelihood ratio test* dari model $GWtR$ G_2^2 didapatkan dengan memaksimumkan fungsi \ln *likelihood* dari himpunan parameter dibawah populasi (H_1) dan dibawah H_0 .

b. Pengujian Serentak Parameter Model $GWtR$

Pengujian secara serentak bertujuan untuk mengetahui pengaruh variabel prediktor secara bersama-sama (simultan) terhadap variabel respons. Pengujian parameter serentak menggunakan MLRT dengan hipotesis yang diujikan adalah sebagai berikut:

$$H_0 : \beta_{11}(u_i, v_i) = \beta_{12}(u_i, v_i) = \dots = \beta_{kn}(u_i, v_i) = 0 \quad ; p = 1, 2, \dots, k ; i = 1, 2, \dots, n$$

$$H_1 : \text{minimal ada satu } \beta_p(u_i, v_i) \neq 0$$

di mana k adalah banyaknya variabel prediktor dan n adalah banyaknya lokasi pengamatan.

Himpunan parameter di bawah $H_0(\omega)$ adalah:

$$\omega = \{ \beta_0(u_i, v_i), \psi(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n \}$$

Himpunan parameter di bawah populasi (H_1) adalah:

$$\Omega = \{ \beta_0(u_i, v_i), \beta_1(u_i, v_i), \dots, \beta_k(u_i, v_i), \psi(u_i, v_i), i = 1, 2, \dots, n \}$$

Untuk mengetahui nilai statistik uji, terlebih dahulu ditentukan dua buah fungsi *likelihood* yang berhubungan dengan model regresi yang diperoleh. Fungsi *likelihood* yang dimaksud adalah $L(\hat{\Omega})$ yaitu nilai maksimum *likelihood* untuk model yang lebih lengkap dengan melibatkan variabel prediktor dan $L(\hat{\omega})$ yaitu nilai maksimum *likelihood* untuk model sederhana tanpa melibatkan variabel prediktor.

$$L(\Omega) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau+1}{2})}{(\pi\tau)^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau}{2}) \psi(u_i, v_i)^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \underline{x}_i^T \beta(u_i, v_i))^2}{\tau \psi(u_i, v_i)} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}$$

$$L(\hat{\Omega}) = \max_{\Omega} L(\Omega)$$

$$L(\hat{\omega}) = \prod_{i=1}^n f(y_i) = \left\{ \frac{\Gamma(\frac{\tau_{\omega}+1}{2})}{(\pi\tau_{\omega})^{\frac{1}{2}} \Gamma(\frac{\tau_{\omega}}{2}) \psi_{\omega}(u_i, v_i)^{\frac{1}{2}}} \right\}^n \prod_{i=1}^n \left[1 + \frac{(y_i - \beta_{0\omega}(u_i, v_i))^2}{\tau_{\omega} \psi_{\omega}(u_i, v_i)} \right]^{-\frac{\tau+1}{2}}$$

$$L(\hat{\omega}) = \max_{\omega} L(\omega)$$

dimana

$\beta_{0\omega}$ adalah nilai estimasi dari β_0 yang diperoleh menggunakan iterasi *Newton-Raphson*

Statistik Uji :

$$G_{hitung}^2 = -2 \ln(L(\hat{\omega}) - L(\hat{\Omega})) \quad (2.18)$$

G_{hitung}^2 adalah devians model *geographically weighted t regression* yang merupakan statistik uji *likelihood ratio* dimana statistik ini merupakan pendekatan dari distribusi χ^2 dengan derajat bebas k sehingga kriteria pengujiannya yaitu tolak H_0 jika $G_{hitung}^2 > \chi_{k,\alpha}^2$.

c. Pengujian Parsial Parameter Model *GWtR*

Pengujian parsial parameter model *GWtR* digunakan untuk mengetahui signifikansi pada masing-masing parameter $\beta(u_i, v_i)$.

Hipotesis:

$$H_0 : \beta_p(u_i, v_i) = 0$$

$$H_1 : \beta_p(u_i, v_i) \neq 0 \quad ; i = 1, 2, \dots, n \quad ; p = 1, 2, \dots, k$$

Statistik uji:

$$Z_{hit} = \frac{\hat{\beta}_p(u_i, v_i)}{SE(\hat{\beta}_p(u_i, v_i))} \quad (2.19)$$

$$\text{dimana } SE(\hat{\beta}_p(u_i, v_i)) = \sqrt{\text{var}(\hat{\beta}_p(u_i, v_i))}$$

$\hat{\beta}_p(u_i, v_i)$ merupakan taksiran parameter $\beta_p(u_i, v_i)$ dan $SE(\hat{\beta}_p(u_i, v_i))$ adalah taksiran *standart error* yang didapatkan dari elemen diagonal ke- $p+1$ dari matriks varian covarian $(\hat{\beta}(u_i, v_i))$.

Keputusan : Tolak H_0 jika $|Z_{hit}| > Z_{\alpha/2}$

2.5 Asumsi

Asumsi-asumsi yang harus terpenuhi dalam metode *Geographically Weighted t Regression* adalah sebagai berikut.

2.5.1 Pengujian Kolmogorov-Smirnov

Pengujian Kolmogorov-Smirnov merupakan salah satu metode statistik yang digunakan dalam pengujian kesesuaian distribusi. Hipotesis yang digunakan dalam pengujian Kolmogorov-Smirnov adalah sebagai berikut.

H_0 : Variabel dependen sesuai dengan distribusi dugaan

H_1 : Variabel dependen tidak sesuai dengan distribusi dugaan

Statistik Uji :

$$D = \sup_x |F_n(x) - F_0(x)| \quad (2.20)$$

Keterangan :

$F_n(x)$ adalah nilai distribusi kumulatif

$F_0(x)$ adalah nilai distribusi kumulatif dibawah H_0 $P(Z < Z_i)$

Keputusan :

Tolak H_0 jika $D_{hit} > D_\alpha$

2.5.2 Multikolinieritas

Salah satu syarat yang harus dipenuhi dalam regresi dengan beberapa variabel prediktor adalah tidak adanya korelasi antara satu variabel prediktor dengan variabel prediktor yang lain, atau dengan kata lain tidak ada multikolinearitas. Adanya korelasi dalam model regresi menyebabkan taksiran parameter regresi yang dihasilkan akan memiliki error yang sangat besar.

Salah satu cara untuk mendeteksi adanya kasus multikolinearitas menurut Gujarati (2004) dapat dilihat melalui nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) yang dinyatakan sebagai berikut :

$$VIF = \frac{1}{1 - R_j^2} \quad (2.21)$$

$$\text{dimana } R_j^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_{ji} - \hat{x}_{ji})^2}{\sum_{i=1}^n (x_{ji} - \bar{x}_j)^2}$$

R_j^2 merupakan koefisien determinasi antara x_j dengan variabel prediktor lainnya. VIF_j yang lebih besar dari 10 menunjukkan adanya multikolinearitas antar variabel prediktor. Solusi untuk mengatasi adanya kasus tersebut adalah dengan mengeluarkan variabel prediktor yang tidak signifikan dan meregresikan kembali variabel-variabel prediktor yang signifikan.

2.5.3 Dependensi Spasial

Dependensi spasial merupakan indikasi pada pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang berdekatan. Pengujian dependensi spasial dapat dilakukan dengan menggunakan uji Moran's I dengan hipotesis sebagai berikut (Lee & Wong, 2001)

$H_0 : I = 0$ (Tidak terdapat dependensi spasial Angka Buta Huruf pada Kab/Kota di Jawa Timur)

$H_1 : I \neq 0$ (Terdapat dependensi spasial Angka Buta Huruf pada Kab/Kota di Jawa Timur)

Statistik uji :

$$Z_I = \frac{\hat{I} - E(\hat{I})}{\sqrt{\hat{Var}(\hat{I})}} \quad (2.22)$$

Dengan

$$\hat{I} = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n w_{il} (y_i - \bar{y})(y_l - \bar{y})}{\left(\sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n w_{il} \right) \sum_{l=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$

$$E(\hat{I}) = \frac{-1}{N-1}$$

$$Var(\hat{I}) = \frac{N^2 S_1 - N S_2 + 3 S_0^2}{(N^2 - 1) S_0^2} - (E(\hat{I}))^2$$

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n w_{il}$$

$$S_1 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{l=1}^n (w_{il} + w_{li})^2$$

$$S_2 = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{l=1}^n w_{il} + \sum_{l=1}^n w_{li} \right)^2$$

keterangan :

\hat{I} = Indeks Moran bernilai $-1 \leq \hat{I} \leq 1$

N = banyaknya lokasi

w_{il} = elemen matriks pembobot, jika nilainya 0 maka lokasi ke- i berjauhan dengan lokasi ke- j , jika nilainya 1 maka lokasi ke- i berdekatan dengan lokasi ke- k .

y_i = nilai pengamatan pada lokasi ke- i

y_l = nilai pengamatan pada lokasi ke- l

\bar{y} = rata-rata pengamatan dari n lokasi

Kriteria pengambilan keputusan: tolak H_0 jika $|Z_I| > Z_{\alpha/2}$

2.5.4 Heterogenitas Spasial

Heterogenitas spasial atau keragaman yang terdapat di setiap lokasi pengamatan ini dapat disebabkan oleh karakteristik di setiap lokasi pengamatan. Pengujian heterogenitas spasial dapat dilakukan menggunakan uji Bruesch-Pagan dengan hipotesis sebagai berikut.

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_i^2 = \sigma^2$$

(tidak terdapat heterogenitas spasial Angka Buta Huruf pada Kab/Kota di Jawa Timur)

$$H_1 : \text{paling sedikit ada satu } \sigma_i^2 \text{ di mana } \sigma_i^2 \neq \sigma^2$$

(terdapat heterogenitas spasial Angka Buta Huruf pada Kab/Kota di Jawa Timur)

Statistik uji Breusch-Pagan (BP) adalah (Anselin, 1988).

$$BP = \frac{1}{2} f^T Z (Z^T Z)^{-1} Z^T f \quad (2.23)$$

dimana:

$$\mathbf{f} = (f_1, f_2, \dots, f_n)^T \text{ dengan } f_i = \left(\frac{e_i^2}{\hat{\sigma}^2} - 1 \right)$$

$$e_i = y_i - \hat{y}_i$$

$\hat{\sigma}^2$ = estimasi varians dari y

Z = matriks berukuran $n \times (k + 1)$ berisi vector yang telah terstandarisasi (z) untuk setiap pengamatan

Kriteria pengambilan keputusan adalah tolak H_0 jika $BP > \chi^2_{(\alpha, k)}$

2.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik merupakan proses evaluasi dari model untuk mengetahui seberapa besar peluang masing-masing

model yang terbentuk sudah sesuai dengan data. AIC (*Akaike's Information Criterion*) merupakan salah satu kriteria yang digunakan dalam pemilihan model yang terbaik. Jika dua model dibandingkan, maka model dengan nilai AIC yang terkecil merupakan model yang lebih baik. Penentuan nilai AIC dilakukan dengan perhitungan sebagai berikut.

$$AIC = -2 \ln \hat{L}(\hat{\theta}) + 2k \quad (2.24)$$

dimana $\hat{\theta}$ adalah nilai maksimal dari *likelihood function* untuk estimasi model dan k adalah jumlah parameter dalam model. Selain AIC, digunakan SSE dan R^2 dalam menentukan model terbaik. Model terbaik adalah model yang didapatkan dari perhitungan dengan nilai AIC dan SSE terkecil, namun R^2 yang terbesar. Rumus dari R^2 adalah sebagai berikut.

$$R^2 = 1 - \frac{SS_{error}}{SS_{total}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2.25)$$

dimana y_i merupakan nilai observasi respon ke- i , \bar{y} merupakan rata-rata. Sedangkan \hat{y}_i adalah nilai ramalan respon ke- i . SSE merupakan bagian dari R^2 .

2.7 Peta Tematik

Peta tematik merupakan konsep geografis dari suatu kondisi di permukaan bumi seperti populasi, kepadatan, iklim, dan lain sebagainya berdasarkan data kuantitatif maupun data kualitatif. Salah satu metode yang digunakan adalah *natural breaks*. Nilai-nilai atribut unsur-unsur peta diurutkan mulai dari yang paling kecil hingga paling besar. Kemudian nilai-nilai atribut ini dibagi menjadi kelas-kelas baru (sebagai contoh adalah kelas rendah, sedang dan tinggi) (Prahasta, 2004). *Natural breaks* dapat membentuk kelompok berjumlah 1 sampai 64 kelompok.

Peta Tematik juga menyajikan tema tertentu dan untuk kepentingan tertentu dengan menggunakan peta rupa bumi yang telah disederhanakan sebagai dasar untuk meletakkan informasi tematiknya (Bakosurtanal, 2005). Langkah-langkah untuk membuat peta tematik adalah sebagai berikut.

1. Menentukan daerah yang akan dipetakan
2. Membuat peta dasar
3. Mengklasifikasikan serta mencari data sesuai dengan keinginan
4. Memunculkan keterangan pada setiap daerah
5. Mengatur tata letak peta tematik
6. Membuat keterangan atau legenda
7. Melengkapi peta dengan *lettering*.

2.8 Angka Buta Huruf

Angka Buta Huruf (ABH) menunjukkan ketertinggalan sekelompok penduduk tertentu dalam mencapai pendidikan. Angka Buta Huruf ini dapat juga digunakan sebagai indikator untuk melihat pencapaian program-program pemerintah dalam memberantas buta aksara. Tingkat buta huruf rendah (atau tingkat melek huruf yang tinggi) menunjukkan adanya sebuah sistem pendidikan dasar yang efektif dan atau program keaksaraan yang memungkinkan sebagian besar penduduk untuk memperoleh kemampuan menggunakan kata-kata tertulis dalam kehidupan sehari-hari dan melanjutkan pembelajarannya.

Keterbatasan ekonomi juga menjadi faktor penghambat upaya pemberantasan buta huruf. Kesulitan ekonomi menyebabkan sebagian besar waktu masyarakat dihabiskan untuk bekerja, sehingga mengenyampingkan kebutuhan untuk belajar. Masih adanya anggapan bahwa jika anak bersekolah, cenderung tidak patuh pada orang tua, pendidikan itu tidak penting, sekolah akan menghabiskan banyak biaya, dan sebagainya, adalah cara pandang yang sempit terhadap pendidikan. Solusi untuk mengatasi kendala-kendala diatas adalah dengan melakukan upaya persuasif. Merubah pemahaman serta memberi manfaat langsung pada

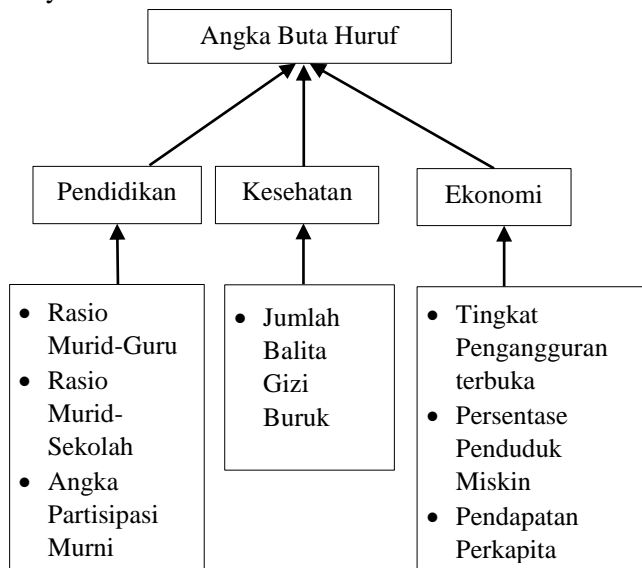
beberapa program, seperti pada program keaksaraan dengan memberi pelajaran life skill sebagai salah satu materi ajar.

Pemerintah provinsi Jawa Timur telah mencanangkan berbagai program, dengan harapan dapat memberantas buta huruf/buta aksara. Bantuan biaya pendidikan, dana BOS, beasiswa, program peningkatan kualitas tenaga pendidik, peyediaan sarana prasarana penunjang pendidikan dan sebagainya, dimaksudkan agar masyarakat dapat memperoleh pendidikan secara menyeluruh dan merata.

Hal yang terpenting adalah meningkatkan kesadaran masyarakat bahwa pendidikan sangat diperlukan bagi setiap individu. Sehingga program-program pembangunan dalam bidang pendidikan yang dicanangkan pemerintah dapat berhasil sesuai dengan yang tujuan yang diharapkan (Susenas, 2015).

2.9 Kerangka Konseptual Angka Buta Huruf

Berikut ini merupakan diagram jalur model konseptual yang menggambarkan hubungan antar variabel respon dengan variabel prediktornya.



Gambar 2.5 Model Konseptual Penelitian

Sumber: Statistika Pendidikan 2015

Pada kerangka konseptual diatas, angka buta huruf dipengaruhi oleh beberapa sektor yaitu sektor Teknologi, Pendidikan, Kesehatan, Lingkungan dan Ekonomi. Berikut ini merupakan hasil dari penelitian-penelitian sebelumnya yang menunjukkan hubungan kausalitas antar variabel pada Gambar 2.3

1. Penelitian yang dilakukan Lailiyah (2012) tentang faktor yang mempengaruhi tingkat buta huruf tiap kabupaten/kota di Jawa Timur tahun 2010 berdasarkan model GWOLR secara umum adalah persentase daerah berstatus kota dan angka partisipasi murni Sekolah Dasar tiap kabupaten di Jawa Timur. Kedua faktor tersebut berpengaruh secara positif terhadap model.
2. Consetta (2012) dalam penelitiannya tentang pemodelan faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur dengan pendekatan regresi spline menyimpulkan bahwa faktor yang berpengaruh signifikan terhadap model adalah persentase penduduk miskin, persentase daerah berstatus kota dan angka partisipasi murni SD.
3. Andiyono dkk (2013) melakukan penelitian tentang faktor yang mempengaruhi angka buta huruf melalui GWR studi kasus provinsi Jawa Timur menunjukkan bahwa faktor-faktor yang berpengaruh terhadap angka buta huruf di setiap lokasi adalah berbeda. Secara umum, faktor yang mempengaruhi angka buta huruf adalah persentase rumah tangga yang mempunyai HP dan persentase rumah tangga yang mengakses internet.
4. Penelitian oleh Maharani (2016) mengenai pemodelan angka buta huruf di provinsi sumatera barat tahun 2014 menyimpulkan bahwa salah satu faktor yang mempengaruhi angka buta huruf adalah angka partisipasi kasar. Sehingga dapat disimpulkan angka partisipasi murni SD dapat mempengaruhi angka buta huruf.

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.5 Sumber Data

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan data sekunder yang diperoleh dari Susenas 2015 yang dipublikasikan dalam Statistika Pendidikan Provinsi Jawa Timur 2015 mengenai data Angka Buta Huruf. Data sekunder dalam penelitian ini akan dipakai unit observasi di 38 kabupaten/kota di Provinsi Jawa Timur.

3.6 Variabel Penelitian

Berdasarkan kerangka konseptual diatas, variabel yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari satu variabel respon dan tujuh variabel prediktor. Berikut adalah variabel-variabel penelitian yang digunakan.

Tabel 3.1 Variabel Penelitian

Variabel	Keterangan
Y	Angka Buta Huruf
X ₁	Angka Partisipasi Murni Tingkat SD
X ₂	Rasio murid-guru SD
X ₃	Rasio murid-sekolah SD
X ₄	Tingkat Pengangguran Terbuka
X ₅	Persentase Daerah Berstatus Kota
X ₆	Persentase Penduduk Miskin
X ₇	Persentase Balita Gizi Buruk

Variabel penelitian yang digunakan diperoleh dari kerangka konseptual dan juga berdasarkan hasil penelitian sebelumnya. Adapun definisi operasional yang digunakan sebagai variabel respon dan prediktor pada penelitian ini dijelaskan sebagai berikut.

1. Angka Buta Huruf (ABH)

Angka Buta Huruf (ABH) adalah proporsi penduduk usia 10 tahun ke atas yang tidak mempunyai kemampuan membaca dan menulis huruf latin dan huruf lainnya terhadap penduduk usia 10 tahun ke atas (BPS, 2016). Angka buta huruf juga menunjukkan ketertinggalan sekelompok penduduk tertentu

dalam mencapai pendidikan. Angka Buta Huruf ini dapat juga digunakan sebagai indikator untuk melihat pencapaian program-program pemerintah dalam memberantas buta aksara. Rumus angka buta huruf adalah sebagai berikut

$$ABH_{10+} = \frac{\text{Penduduk Buta Huruf usia 10 tahun keatas}}{\text{Penduduk usia 10 tahun keatas}} \times 100\%$$

Tingkat buta huruf rendah (atau tingkat melek huruf yang tinggi) menunjukkan adanya sebuah sistem pendidikan dasar yang efektif dan/atau program keaksaraan yang memungkinkan sebagian besar penduduk untuk memperoleh kemampuan menggunakan kata-kata tertulis dalam kehidupan sehari-hari dan melanjutkan pembelajarannya (Susenas, 2015).

2. Rasio Murid per Sekolah

Ratio murid per sekolah dirumuskan sebagai perbandingan antara jumlah murid dan jumlah sekolah. Ratio ini menunjukkan banyaknya jumlah murid yang ditampung oleh satu sekolah. Rumus untuk menghitung rasio murid per sekolah adalah sebagai berikut.

$$\text{Rasio murid per sekolah} = \frac{\text{jumlah murid pada jenjang tertentu}}{\text{jumlah sekolah pada jenjang tertentu}}$$

Semakin besar ratio murid terhadap sekolah berarti semakin banyak murid yang ditampung oleh sekolah tersebut (Firman, 2006)

3. Rasio Murid per Guru

Perbandingan antar jumlah murid dengan guru pada jenjang pendidikan tertentu. Digunakan untuk mengetahui rata-rata guru dapat melayani murid di suatu sekolah (Dinas Pendidikan, 2011). Untuk menghitung rasio murid per guru dapat dicari dengan rumus sebagai berikut.

$$\text{Rasio murid per guru} = \frac{\text{jumlah murid pada jenjang tertentu}}{\text{jumlah guru pada jenjang tertentu}}$$

Rasio murid dan guru berpengaruh positif dan signifikan terhadap Angka Partisipasi Sekolah yang dapat mengurangi angka buta huruf (Solechah, 2010).

4. Angka Partisipasi Murni

APM menunjukkan seberapa banyak penduduk usia sekolah yang sudah dapat memanfaatkan fasilitas pendidikan sesuai pada jenjang pendidikannya. Jika $APM = 100$, berarti seluruh anak usia sekolah dapat bersekolah tepat waktu

$$APM_{SD} = \frac{\text{Jumlah murid SD sederajat usia 7 – 12 tahun}}{\text{jumlah penduduk usia 7 – 12 tahun}} \times 100\%$$

Angka Partisipasi Murni yang digunakan pada penelitian ini adalah angka partisipasi murni SD karena jenjang SD merupakan jenjang pendidikan awal. APM juga merupakan indikator daya serap yang lebih baik dibandingkan APK karena APM melihat partisipasi penduduk kelompok usia standar di jenjang pendidikan yang sesuai dengan standar tersebut.

5. Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT)

Tingkat Pengangguran Terbuka (TPT) adalah persentase jumlah pengangguran terhadap jumlah angkatan kerja. TPT mengindikasikan besarnya persentase angkatan kerja yang termasuk dalam pengangguran. Variabel untuk menyusun indikator ini juga diperoleh dari Sakernas dan Sensus Penduduk. TPT yang tinggi menunjukkan bahwa terdapat banyak angkatan kerja yang tidak terserap pada pasar kerja (BPS, 2016). Berikut adalah rumus untuk menghitung TPT.

$$TPT = \frac{\text{Jumlah Pengangguran}}{\text{Jumlah Angkatan Kerja}} \times 100\%$$

Menurut Simanjuntak (1998) tingkat pendidikan yang dimiliki tenaga kerja akan mempengaruhi keputusan kapan mereka bekerja dengan membandingkan besarnya timbal balik yang didapat atau upah dengan tingkat pendidikan yang telah mereka tempuh, jika dirasa upah yang didapat tidak

sesuai keinginan, mereka akan memilih menunggu pekerjaan yang sesuai dengan keinginan mereka. Dengan demikian diduga bahwa TPT mempengaruhi angka buta huruf.

6. Balita Gizi Buruk

Menurut Depkes RI (2008) gizi buruk adalah keadaan kurang gizi tingkat berat pada anak berdasarkan indeks berat badan menurut tinggi badan (BB/TB). Anak yang menderita gizi buruk bila tidak segera ditangani sangat beresiko tinggi dan akan berakhir dengan kematian anak, sehingga dapat meningkatkan angka kematian bayi yang menjadi salah satu indikator derajat kesehatan (Amelia, 1995). Hasil penelitian pada anak usia 6-9 tahun yang sewaktu balita menderita gizi buruk memiliki rata-rata IQ yang lebih rendah 13,7 poin dibandingkan anak yang tidak pernah mengalami gangguan gizi (Latinulu, 2003). Berdasarkan penelitian tersebut dapat disimpulkan bahwa balita gizi buruk akan mempengaruhi angka buta huruf.

7. Daerah Berstatus Kota

Kota adalah kawasan yang mempunyai kegiatan utama bukan pertanian dengan susunan fungsi kawasan sebagai tempat pelayanan jasa pemerintahan, pelayanan sosial dan kegiatan ekonomi (UUD, 1999). Menurut Peraturan Mendagri RI No. 4 tahun 1980 kota adalah suatu wadah yang memiliki batasan administrasi wilayah seperti kotamadya dan kota administratif. Kota juga berarti suatu lingkungan kehidupan perkotaan yang mempunyai ciri non agraris, misalnya ibukota kabupaten, ibukota kecamatan yang berfungsi sebagai pusat pertumbuhan. Daerah berstatus kota yang dimaksud dalam penelitian ini adalah jumlah kelurahan-kelurahan yang berada di lingkungan perkotaan pada setiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur. Daerah berstatus kota akan relatif lebih sejahtera daripada daerah berstatus desa sehingga faktor ini diduga mempengaruhi angka buta huruf.

8. Tingkat Kemiskinan

World Bank (2010) mendefinisikan kemiskinan sebagai kekurangan dalam kesejahteraan, dan terdiri dari banyak dimensi. Hal ini termasuk penghasilan rendah dan ketidakmampuannya untuk mendapatkan barang dasar dan layanan yang diperlukan untuk bertahan hidup. Kemiskinan juga meliputi rendahnya tingkat kesehatan dan pendidikan, akses masyarakat miskin terhadap air bersih dan sanitasi, keamanan fisik yang tidak memadai, kurangnya suara dan kapasitas memadai, serta kesempatan untuk hidup yang lebih baik. Pada penelitian ini, tingkat kemiskinan yang dimaksud adalah persentase penduduk yang memiliki rata-rata pengeluaran perkapita perbulan berada di bawah garis kemiskinan di masing-masing kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur tahun 2015 (dalam satuan persen).

3.7 Struktur Data

Berikut ini merupakan struktur data dari variabel respon, variabel prediktor dan variabel titik koordinat yang digunakan dalam penelitian.

Tabel 3.2 Struktur Data

Kab/Kota		Y	X ₁	X ₂	...	X ₇
<i>u_i</i>	<i>v_i</i>					
<i>u₁</i>	<i>v₁</i>	Y ₁	X _{1,1}	X _{1,2}	...	X _{1,7}
<i>u₂</i>	<i>v₂</i>	Y ₂	X _{2,1}	X _{2,2}	...	X _{2,7}
<i>u₃</i>	<i>v₃</i>	Y ₃	X _{3,1}	X _{3,2}	...	X _{3,7}
.
.
.
<i>u₃₈</i>	<i>v₃₈</i>	Y ₃₈	X _{38,1}	X _{38,2}	...	X _{38,7}

3.8 Langkah-Langkah Analisis Data

Langkah penelitian yang dilakukan untuk mengetahui faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur dengan metode

geographically weighted t regression (GWtR) adalah sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan variabel angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhi tiap kabupaten/kota di provinsi Jawa Timur dengan menggunakan peta tematik.
2. Melakukan pengujian multikolinieritas antar variabel prediktor dengan menggunakan kriteria nilai VIF pada Persamaan 2.20.
3. Melakukan pengujian kesesuaian distribusi t terhadap data angka buta huruf dengan menggunakan statistik uji Kolmogorov-Smirnov pada Persamaan 2.19.
4. Memodelkan angka buta huruf dengan metode regresi univariat t .
 - a. Mendapatkan penaksir parameter model regresi univariat t .
 - b. Melakukan pengujian hipotesis parameter model regresi univariat t secara serentak dengan Persamaan 2.7 dan secara parsial dengan Persamaan 2.8.
5. Memodelkan angka buta huruf dengan metode *Geographically Weighted t Regression*
 - a. Menentukan jarak *Euclidean* antar lokasi pengamatan.
 - b. Menentukan nilai *bandwidth* optimum berdasarkan kriteria *Cross Validation* pada Persamaan 2.12.
 - c. Menentukan matriks pembobot dengan menggunakan fungsi kernel pada Persamaan 2.11.
 - d. Mendapatkan penaksir parameter model *Geographically Weighted t Regression*.
 - e. Melakukan pengujian hipotesis parameter model *Geographically Weighted t Regression* secara serentak dengan Persamaan 2.17 dan secara parsial dengan Persamaan 2.18.
6. Interpretasi model dan menarik kesimpulan.

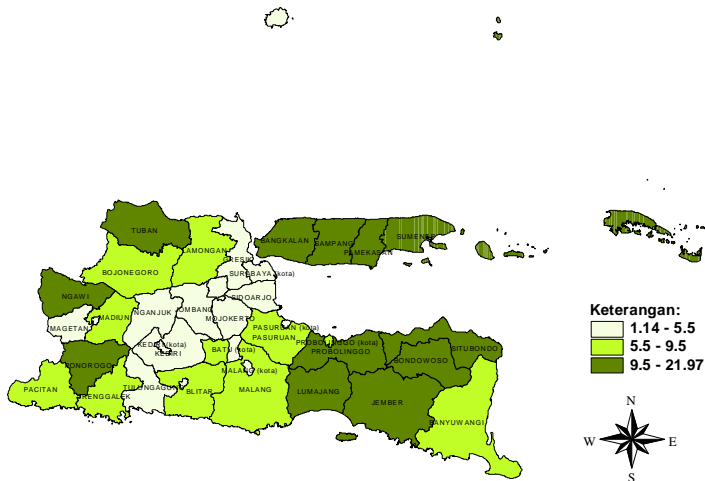
BAB IV

HASIL ANALISIS DAN PEMBAHASAN

Penelitian pada bagian ini membahas mengenai hasil analisis faktor-faktor yang mempengaruhi angka buta huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur pada tahun 2015.

4.4 Persebaran dan Deskripsi Angka Buta Huruf

Angka buta huruf untuk provinsi Jawa Timur sebesar 7,71%. yang merupakan angka buta huruf tertinggi jika dibandingkan dengan beberapa provinsi yang ada di Jawa. Persebaran angka buta huruf dapat dilihat melalui sebuah peta yang disebut peta tematik. Pengelompokan dilakukan berdasarkan interval kepercayaan. Berikut adalah peta untuk persebaran angka buta huruf kabupaten/kota se-Jawa Timur tahun 2015.



Gambar 4.1 Persebaran Angka Buta Huruf di Jawa Timur tahun 2015

Kabupaten/kota yang memiliki angka buta huruf dengan kategori sedang yang digambarkan dengan warna hijau muda relatif lebih banyak dibandingkan dengan kategori tinggi dan

rendah. Sedangkan kabupaten/kota yang memiliki angka buta huruf dengan kategori rendah sebanyak 14 kabupaten/kota dan kabupaten/kota yang memiliki angka buta huruf dengan kategori tinggi sebanyak 13 kabupaten/kota. Selain persebaran angka buta huruf juga akan diketahui deskripsi dari angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Tabel 4.1 Deskripsi Angka Buta Huruf dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi

Variabel	Mean	Varsians
Angka Buta Huruf (Y)	7,51	27,79
Angka Partisipasi Murni Tingkat SD (X_1)	97,38	2,08
Rasio Murid-Guru (X_2)	14,99	21,87
Rasio Murid-Sekolah (X_3)	194,10	7996,90
Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4)	4,36	2,99
Persentase Daerah Berstatus Kota (X_5)	45,20	1055,32
Persentase Penduduk Miskin (X_6)	12,16	25,34
Persentase Balita Gizi Buruk (X_7)	0,22	0,05

Berikut adalah deskripsi dari angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhinya dilihat dari nilai *mean* dan *varsians*. Selain nilai *mean* dan *varsians* juga akan diketahui kabupaten/kota yang memiliki nilai tertinggi dan terendah untuk angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhinya.

Tabel 4.1 Deskripsi Angka Buta Huruf dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi(Lanjutan)

Variabel	Min	Max
Angka Buta Huruf (Y)	Kab. Sidoarjo	Kab. Sampang
Angka Partisipasi Murni Tingkat SD (X_1)	Kab. Mojokerto	Kab. Malang
Rasio Murid-Guru (X_2)	Kab. Situbondo	Kab. Bondowoso
Rasio Murid-Sekolah (X_3)	Kab. Lamongan	Kota Mojokerto
Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4)	Kab. Pacitan	Kota Blitar
Persentase Daerah Berstatus Kota (X_5)	Kab. Sampang	Kota Kediri
		Kota Blitar
		Kota Malang
		Kota Pasuruan
		Kota Mojokerto
		Kota Madiun

Kota Surabaya		
Tabel 4.1 Deskripsi Angka Buta Huruf dan Faktor-faktor yang Mempengaruhi(Lanjutan)		
Persentase Penduduk Miskin (X ₆)	Kota Malang	Kab. Sampang
Persentase Balita Gizi Buruk (X ₇)	Kab. Jombang	Kab. Nganjuk

Setelah mengetahui persebaran dan juga deskripsi dari variabel angka buta huruf dan faktor-faktor yang mempengaruhinya maka dapat dilakukan analisis lebih lanjut.

4.5 Pemodelan Angka Buta Huruf

Angka Buta Huruf merupakan data kontinu sehingga pembentukan model yang menunjukkan seberapa besar pengaruh adanya faktor-faktor yang mempengaruhi Angka Buta Huruf menggunakan regresi linier t karena data Angka Buta Huruf diduga mengikuti distribusi t . Pada kasus ini diduga terdapat juga efek spasial sehingga metode yang digunakan adalah *geographically weighted t regression*.

4.5.1 Deteksi Multikolinieritas

Pendeteksian multikolinearitas menggunakan nilai *Variance Inflation Factors* (VIF) seperti pada Persamaan 2.21. Nilai VIF dari masing-masing variabel prediktor didapatkan seperti pada Tabel .

Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor	
Variabel Prediktor	VIF
Angka Partisipasi Murni SD (X ₁)	1,459
Rasio Murid-Guru (X ₂)	6,595
Rasio Murid-Sekolah (X ₃)	15,534
Tingkat Pengangguran Terbuka (X ₄)	1,7
Daerah Berstatus Kota (X ₅)	13,058
Rasio Penduduk Miskin (X ₆)	3,895
Rasio Balita Gizi Buruk (X ₇)	1,268

Nilai VIF pada variabel Rasio murid-sekolah (X_3) dan Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4) lebih dari 10 sehingga melanggar asumsi multikolinieritas. Dikarenakan variabel tersebut melanggar asumsi multikolinieritas maka kedua variabel tersebut dihilangkan. Berikut nilai VIF dari variabel-variabel yang masih tersisa.

Tabel 4.2 Nilai VIF Variabel Prediktor (Lanjutan)

Variabel Prediktor	VIF
Angka Partisipasi Murni SD (X_1)	1,082
Rasio Murid-Guru (X_2)	1,471
Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4)	1,531
Rasio Penduduk Miskin (X_6)	1,623
Rasio Balita Gizi Buruk (X_7)	1,198

Nilai VIF dari variabel prediktor Angka Partisipasi Murni SD (X_1), Rasio murid-guru (X_2), Tingkat Pengangguran Terbuka (X_4), Rasio Penduduk Miskin (X_6) dan Rasio Penduduk Miskin (X_7) kurang dari 10 maka asumsi multikolinieritas terpenuhi. Sehingga variabel yang digunakan adalah Angka Partisipasi Murni SD (X_1), Rasio murid-guru (X_2), Tingkat Pengangguran Terbuka (X_3), Rasio Penduduk Miskin (X_4) dan Rasio Penduduk Miskin (X_5). Dikarenakan tidak terdapat kasus multikolinearitas maka dapat dilanjutkan dengan analisis regresi.

4.5.2 Pengujian Distribusi

Variabel respon dalam penelitian ini adalah Angka Buta Huruf yang diduga mengikuti distribusi *t student*. Hasil pengujian distribusi variabel Angka Buta Huruf kabupaten/kota se-Jawa Timur tahun 2015 dengan menggunakan uji *Kolmogorov-Smirnov* seperti pada Persamaan 2.20 ditampilkan dalam Tabel 4.2 sebagai berikut.

Tabel 4.3 Pengujian Distribusi Data

Distribution	P-Value
Normal	0,6422
t student's	0,6466

Exponential	0,3595
Logistic	0,5867
Tabel 4.3 Pengujian Distribusi Data(Lanjutan)	
Lognormal	0,053
Weibull	0,25

Pengujian distribusi dari data dapat dilakukan dengan membandingkan nilai p -value dengan taraf signifikansi. Nilai p -value dari semua distribusi pada tabel diatas memiliki nilai yang lebih besar dari taraf signifikansi 5% sehingga didapatkan hasil gagal tolak H_0 . Namun nilai p -value yang terbesar adalah nilai p -value dari distribusi t student's yang artinya variabel Angka Buta Huruf mengikuti distribusi t student's dengan p -value sebesar 0,6466.

4.5.3 Pemodelan Angka Buta Huruf dengan Regresi t

Setelah dilakukan pengujian distribusi terhadap variabel respon angka buta huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur, didapatkan hasil bahwa angka buta huruf mengikuti distribusi t student's sehingga dilakukan pemodelan menggunakan regresi t . Hasil estimasi parameter model regresi t pada angka buta huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur ditampilkan pada Tabel 4.4 sebagai berikut.

Tabel 4.4 Hasil Estimasi Parameter Model Regresi t			
Parameter	Estimasi	Std. Error	Z hitung
β_0	-31,4761525	10,25919985	-3,068090*
β_1	0,3265633	0,10390786	3,142816*
β_2	-0,1039970	0,03681061	-2,825192*
β_3	-0,3076414	0,10338152	-2,975788*
β_4	0,8059166	0,03639313	22,144747*
β_5	1,2501142	0,73683675	1,696596*
Devians (G^2) = 41,96502		R-square = 72,26%	

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Pengujian secara serentak dilakukan dengan menggunakan hipotesis dan statistik uji G^2 seperti pada Persamaan 2.7. Tabel 4.4

menunjukkan hasil pengujian parameter secara serentak, didapatkan nilai G^2 sebesar 41,96502. Nilai G^2 dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(5,0.1)}$ yaitu sebesar 9,236357 didapatkan hasil bahwa nilai G^2 lebih besar dari 9,236357 sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka buta huruf.

Karena pada uji serentak didapatkan hasil minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka buta huruf, maka dilanjutkan pengujian parameter secara parsial yang bertujuan untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf. Pengujian secara parsial dilakukan dengan menggunakan hipotesis dan statistik uji seperti pada Persamaan 2.8

Tabel 4.3 menunjukkan nilai Zhitung dari masing-masing variabel prediktor. Pada taraf signifikansi 10% didapatkan nilai $Z_{(0,1/2)}$ sebesar 1,64. Nilai Zhitung dari masing-masing prediktor dibandingkan dengan 1,64. Pada Tabel 4.4 nilai Zhitung semua variabel prediktor lebih besar dari 1,64 sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya variabel angka partisipasi murni SD (X_1), rasio murid-guru (X_2), tingkat pengangguran terbuka (X_3), persentase penduduk miskin (X_4) dan persentase balita gizi buruk (X_5) berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur. Model regresi t dari angka buta huruf yang dihasilkan adalah sebagai berikut.

$$\hat{y} = -31,476 + 0,3265X_1 - 0,103997X_2 - 0,3076X_3 + 0,8059X_4 + 1,25X_5$$

Jika angka partisipasi murni SD bertambah satu satuan maka angka buta huruf sebesar 0,3265%. Jika rasio murid-guru berkurang satu satuan maka angka buta huruf sebesar 0,10399%. Jika persentase tingkat pengangguran terbuka berkurang satu satuan maka angka buta huruf sebesar 0,3076%. Jika persentase penduduk miskin sebesar bertambah satu satuan maka angka buta huruf sebesar 0,80597% dan jika persentase balita gizi buruk bertambah satu satuan maka angka buta huruf sebesar 1,25%.

4.5.4 Pengujian Aspek Spasial

Sebelum dilakukan pemodelan menggunakan *GWtR*, terlebih dahulu dilakukan pengujian aspek spasial, yaitu dependensi spasial dan heterogenitas spasial.

Pengujian dependensi spasial dilakukan untuk melihat apakah pengamatan di suatu lokasi berpengaruh terhadap pengamatan di lokasi lain yang letaknya saling berdekatan. Pengujian ini menggunakan uji Moran's I seperti pada persamaan 2.22. Berdasarkan hasil analisis yang dilakukan, didapatkan nilai *p-value* Angka Buta Huruf sebesar 0,3765 seperti pada Lampiran 4. Nilai *p-value* dibandingkan dengan taraf signifikansi 5%, maka nilai *p-value* lebih besar dari 5% yang artinya gagal tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa tidak terdapat dependensi spasial pada data Angka Buta Huruf.

Pengujian heterogenitas spasial dilakukan untuk melihat ada-nya keragaman secara geografis. Uji yang digunakan adalah uji *Bruesch-Pagan* seperti pada persamaan 2.23. Berdasarkan hasil analisis seperti pada Lampiran 3. didapatkan nilai statistik *Breusch Pagan* pada Angka Buta Huruf sebesar 8,938. Pada taraf signifikansi 5% didapatkan nilai $\chi^2_{(0,05;5)}$ sebesar 1,1455 sehingga nilai BP pada Angka Buta Huruf lebih besar dari $\chi^2_{(0,05;5)}$ yang artinya tolak H_0 . Hal ini dapat disimpulkan bahwa terdapat heterogenitas spasial pada data Angka Buta Huruf Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur tahun 2015.

Pada pengujian aspek spasial, didapatkan hasil bahwa data Angka Buta Huruf Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur tahun 2015 terdapat heterogenitas spasial yang menyatakan terdapat perbedaan karakteristik antara satu kabupaten/kota dengan kabupaten/kota lainnya sehingga analisis Angka Buta Huruf dilanjutkan pada pemodelan *geographically weighted t regression (GWtR)*.

4.5.5 Pemodelan Angka Buta Huruf dengan *Geographically Weighted t Regression*

Selanjutnya dilakukan pemodelan Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur menggunakan metode *geographically weighted t regression (GWtR)*. Pemodelan *GWtR* dilakukan dengan menambahkan pembobot spasial. Pembobot yang digunakan dalam penelitian ini adalah pembobot fungsi kernel *fixed gaussian* karena menghasilkan nilai *Cross-Validation* minimum dibandingkan dengan fungsi kernel lainnya. Nilai bandwidth optimum pada Angka Buta Huruf untuk *fixed gaussian* sebesar 3,55131 dengan nilai CV minimum sebesar 367,5046.

Langkah pertama dalam pemodelan *GWtR* yaitu menentukan titik koordinat lintang dan bujur di setiap lokasi kemudian mencari jarak *euclidean* antar titik pengamatan. Setelah didapatkan jarak *euclidean* maka dapat dibentuk matriks pembobot untuk penaksiran parameter dengan cara memasukkan bandwidth optimum dan jarak ke dalam fungsi kernel *fixed gaussian*. Matriks pembobot dapat dilihat pada Lampiran 9.

Pengujian secara serentak dilakukan dengan menggunakan hipotesis dan statistik uji G^2 seperti pada Persamaan 2.18. Hasil pengujian parameter secara serentak, didapatkan nilai G^2 sebesar 77,83637. Nilai G^2 dibandingkan dengan nilai $\chi^2_{(5,0.1)}$ yaitu sebesar 9,236357 didapatkan hasil bahwa nilai G^2 lebih besar dari 9,236357 sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya terdapat minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka buta huruf dengan menggunakan metode *GWtR*.

Karena pada uji serentak didapatkan hasil minimal satu variabel prediktor yang berpengaruh secara signifikan terhadap angka buta huruf, maka dilanjutkan pengujian parameter secara parsial yang bertujuan untuk mengetahui variabel prediktor mana yang berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf. Pengujian secara parsial dilakukan dengan menggunakan hipotesis dan statistik uji seperti pada Persamaan 2.19

Selanjutnya dilakukan pengujian signifikansi parameter model *GWtR* untuk mengetahui variabel apa saja yang berpengaruh terhadap Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur dengan hipotesis dan statistik uji seperti pada Persamaan 2.18

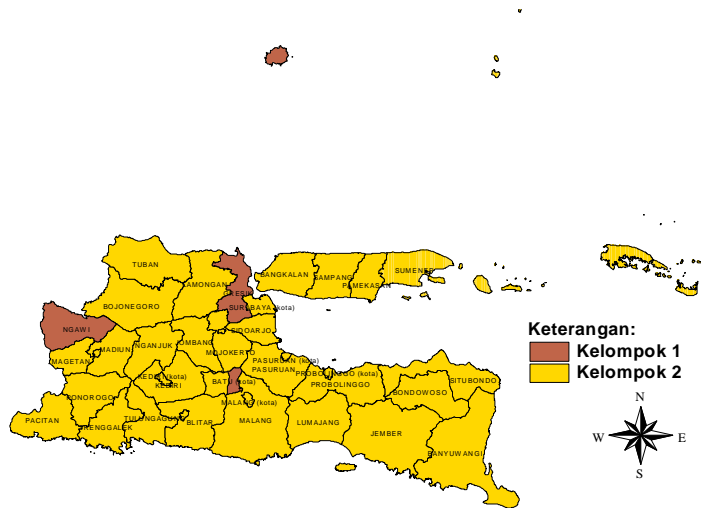
Hasil estimasi parameter model *GWtR* dapat dilihat pada Lampiran 12. Nilai Z_{hitung} parameter setiap titik pengamatan kabupaten/kota di Jawa Timur dibandingkan dengan nilai $Z(0,05)$. Nilai $Z(0,05)$ sebesar 1,64, apabila nilai Z_{hitung} lebih besar dari 1,64 maka variabel tersebut memberikan pengaruh terhadap model. Variabel yang signifikan di setiap titik pengamatan di kabupaten/kota dapat dilihat pada Tabel 4.5

Tabel 4.5 Variabel yang Signifikan dalam Model *GWtR*

Kabupaten/Kota	Variabel yang Berpengaruh Signifikan
Ngawi, Gresik, Batu	X_1, X_2, X_3, X_4, X_5
Pacitan, Ponorogo, Trenggalek, Tulungagung, Blitar, Kediri, Malang, Lumajang, Jember, Banyuwangi, Bondowoso, Situbondo, Probolinggo, Pasuruan, Sidoarjo, Mojokerto, Jombang, Nganjuk, Madiun, Magetan, Bojonegoro, Tuban, Lamongan, Bangkalan, Sampang, Pamekasan, Sumenep, Kediri, Blitar, Malang, Probolinggo, Pasuruan, Mojokerto, Madiun, Surabaya.	X_1, X_2, X_3, X_4

Tabel 4.5 menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan terhadap Angka Buta Huruf di kabupaten/kota Se-Jawa Timur adalah variabel angka partisipasi murni SD (X_1), rasio murid-guru (X_2), tingkat pengangguran terbuka (X_3), persentase penduduk miskin (X_4). Namun untuk Kabupaten Ngawi, Kabupaten Gresik dan Kota Batu variabel angka partisipasi murni SD (X_1), rasio murid-guru (X_2), tingkat pengangguran terbuka

(X_3), persentase penduduk miskin (X_4) dan persentase balita gizi buruk (X_5) berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf di Kabupaten/Kota se-Jawa Timur. Berikut pengelompokan yang disajikan dengan peta tematik.



Gambar 4.2 Pengelompokan Angka Buta Huruf dengan Metode *GWtR* Sebagai contoh akan disajikan hasil pengujian parameter *GWtR* di Kabupaten Pacitan dengan estimasi parameter ditampilkan pada Tabel 4.6 berikut.

Tabel 4.6 Estimasi Parameter Model *GWtR* di Kabupaten Pacitan

	Koefisien	t_{hitung}	$P-value$
Intersep	-28,8703421	-2,510797	0,0120*
X_1	0,3049563	2,617071	0,0088*
X_2	-0,0997413	-2,401953	0,0163*
X_3	-0,3628994	-3,116352	0,0018*
X_4	0,7801562	19,189934	0,0000*
X_5	1,3343933	1,600613	0,1094

*) signifikan pada taraf signifikansi 10%

Pada Tabel 4.6 menunjukkan bahwa variabel angka partisipasi murni tingkat SD (X_1), rasio murid-guru (X_2), tingkat

pengangguran terbuka (X_3) dan persentase penduduk miskin (X_4) memiliki nilai p -value lebih kecil dari $\alpha(0,1)$ sehingga diputuskan tolak H_0 yang artinya variabel angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka dan persentase penduduk miskin berpengaruh signifikan terhadap Angka Buta Huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur.

Angka partisipasi murni tingkat SD ternyata berpengaruh signifikan terhadap angka buta huruf. Hal ini disebabkan karena usia SD merupakan usia yang ideal untuk belajar sehingga apabila pada usia dini seorang anak tidak belajar untuk membaca dan menulis maka besar kemungkina kelak akan mengalami buta huruf. Selain itu, rasio murid-guru juga berpengaruh signifikan. Karena jika jumlah tenaga pendidik tidak sesuai dengan jumlah siswa maka dikhawatirkan akan mengganggu proses belajar. Kemudian untuk tingkat pengangguran terbuka, semakin banyak pengangguran maka angka buta huruf juga semakin banyak. Hal ini disebabkan karena jika seseorang tidak bekerja atau pengangguran maka pendidikannya tidak akan terjamin. Persentase penduduk miskin sendiri dipengaruhi oleh banyak faktor. Jika suatu daerah memiliki persentase penduduk miskin berarti masyarakat di daerah tersebut kurang sejahtera. Masyarakat yang kurang sejahtera dapat berdampak pada banyak hal seperti kesehatan, ekonomi, sosial dan pendidikan. Dalam bidang pendidikan salah satu hal yang terkena pengaruh adalah angka buta huruf.

Jadi dapat disimpulkan jika angka partisipasi murni tingkat SD rendah, rasio murid-guru tinggi, tingkat pengangguran terbuka tinggi dan persentase penduduk miskin di suatu daerah tinggi maka angka buta huruf di daerah tersebut juga tinggi. Model $GWIR$ di Kabupaten Pacitan adalah sebagai berikut.

$$\hat{Y} = -28,87 + 0,3049X_1 - 0,0997X_2 - 0,3628X_3 + 0,78X_4 + 1,3343X_5$$

4.6 Pemilihan Model Terbaik

Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai AIC pada model regresi t dan $GWIR$ ditampilkan pada Tabel 4.7 sebagai berikut.

Tabel 4.7 Nilai AIC Model Regresi t dan Model $GWtR$

Model Regresi	AIC
Regresi t	406,0423
$GWtR$	405,7478

Perhitungan nilai AIC dilakukan seperti pada persamaan 2.24, dimana model dikatakan baik ketika memiliki nilai AIC yang kecil. Tabel 4.6 menunjukkan bahwa pemodelan $GWtR$ lebih baik dalam memodelkan angka buta huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur karena memiliki nilai AIC yang lebih kecil dari pada pemodelan regresi t . Pada variabel angka buta huruf sendiri terdapat heterogenitas spasial sehingga pemodelan $GWtR$ lebih baik dalam memodelkan angka buta huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur dibandingkan dengan pemodelan regresi t . Selain dengan nilai AIC, model terbaik juga dapat diukur melalui nilai R^2 . Perhitungan nilai R^2 model regresi t dan model $GWtR$ sesuai dengan Persamaan 2.25 dapat dilihat pada Tabel 4.8 dibawah

Tabel 4.8 Nilai R^2 Model Regresi t dan Model $GWtR$

Model Regresi	R^2
Regresi t	72,26%
$GWtR$	76,42%

Nilai R^2 pada model $GWtR$ lebih kecil jika dibandingkan dengan nilai R^2 pada model regresi t sehingga model $GWtR$ lebih baik dibandingkan model regresi t . Pemilihan model terbaik menggunakan kriteria nilai AIC maupun nilai R^2 diperoleh hasil yang sama yaitu model terbaik adalah model $GWtR$.

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian ini, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Berdasarkan peta tematik, angka buta huruf di 14 kabupaten/kota se-Jawa Timur tergolong tinggi, 11 kabupaten/kota yang tergolong sedang dan 13 kabupaten/kota yang tergolong rendah. Selain itu angka buta huruf tertinggi terdapat pada Kab. Sampang dan terendah pada Kab. Sidoarjo. Angka partisipasi murni tingkat SD tertinggi terdapat pada Kab. Malang dan Kab. Bondowoso sedangkan terendah pada Kab. Mojokerto. Rasio murid-guru tertinggi terdapat pada Kota Mojokerto dan terendah pada Kab. Situbondo. Rasio murid-sekolah tertinggi terdapat pada Kota Blitar dan terendah pada Kab. Lamongan. Tingkat Pengangguran Terbuka tertinggi pada Kota Kediri dan terendah pada Kab. Pacitan. Persentase daerah berstatus kota tertinggi pada Kota Kediri, Blitar, Malang, Pasuruan, Mojokerto, Madiun dan Surabaya sedangkan terendah pada Kab. Sampang. Persentase penduduk miskin tertinggi pada Kab. Sampang dan terendah pada Kota Malang. Persentase balita gizi buruk tertinggi terdapat pada Kab. Nganjuk dan terendah pada Kab. Jombang.
2. Hasil pemodelan regresi t menunjukkan bahwa variabel yang berpengaruh signifikan adalah angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin dan persentase balita gizi buruk. Untuk pemodelan GWtR dengan fungsi pembobot *fixed gaussian* didapatkan bahwa terdapat dua kelompok titik pengamatan. Kelompok pertama adalah variabel angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka, persentase penduduk miskin dan persentase balita gizi buruk berpengaruh signifikan di kabupaten Ngawi, kabupaten Gresik dan kota Batu. Pada

kelompok kedua adalah variabel angka partisipasi murni tingkat SD, rasio murid-guru, tingkat pengangguran terbuka dan persentase penduduk miskin yang berpengaruh signifikan di semua kabupaten/kota se-Jawa Timur kecuali tiga kabupaten/kota pada kelompok pertama.

3. Perbandingan model berdasarkan nilai AIC dan R^2 menghasilkan bahwa pemodelan GWtR lebih baik dalam memodelkan angka buta huruf di kabupaten/kota se-Jawa Timur karena terdapat heterogenitas spasial.

5.2 Saran

Saran yang dapat diberikan untuk penelitian selanjutnya agar membandingkan antara model regresi linier, model regresi t, model GWR dan model GWtR agar dapat diketahui model mana yang terbaik. Selain itu pada analisis *Geographically Weighted t Regression* sebaiknya ditambahkan beberapa variabel baru yang diduga mempengaruhi Angka Buta Huruf agar dapat diketahui pengaruhnya variabel tersebut pada setiap lokasi pengamatan.

DAFTAR PUSTAKA

- Amelia. (1995). Dampak Kekurangan Gizi Terhadap Kecerdasan Anak SD Pasca Pemulihan Gizi Buruk. *Penelitian Gizi dan Makanan*, 10-16.
- Andiyono, Bakti, R. D., & Irwansyah, E. (2013). *Analisis Faktor yang Mempengaruhi Angka Buta Huruf Melalui Geographically Weighted Regression Studi Kasus Provinsi Jawa Timur*. Jakarta: Binus University.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Dordrecht: Kluwer Academic Publisher.
- Bakosurtanal. (2005). *Bakosurtanal*. diakses dari <http://www.bakosurtanal.go.id/> pada tanggal 28 Februari 2017
- Bank, W. (2010). *The World Bank*. diakses dari Working for a World Free of Poverty: www.worldbank.org pada tanggal 07 Januari 2017
- BPS. (2016). *www.bps.go.id*. diakses dari www.bps.go.id pada tanggal 26 September 2016
- Cameron, A. C., & Trivedi, P. K. (2005). *Microeconometrics: Methods and Applications*. New York: Cambridge University Press.
- Casella, G., & Berger, R. L. (2002). *Statistical Inference (2nd ed.)*. USA: Duxbury.
- Cleveland, W. S., & Loader, C. (1998). *Local Regression Models*. USA: AT&T Bell Laboratories, 600 Mountain, Murray Hill, NJ 07974.

- Consetta, E. G. (2012). *Faktor-faktor yang Mempengaruhi Angka Buta Huruf Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan Pendekatan Regresi Spline*. Surabaya: ITS.
- Depkes, R. (2008). *Sistem Kewaspadaan DINI (SKD) KLB-Gizi Buruk*. Jakarta: Direktorat Jenderal Bina Kesehatan Masyarakat Direktorat Bina Gizi Masyarakat.
- Dinas Pendidikan. (2011). *Data Pokok Pendidikan*. Surabaya: s.n.
- Firman. (2006). *Ananlisis Kebutuhan Pembiayaan Pendidikan Dasar Pasca Tsunami di Kota Banda Aceh*. Banda Aceh: Aceh.
- Fotheringham, Brunson, & Charlton. (2002). *Geographically Weighted Regression: The Abalysis of Spatially Varying Relationship*. Chichester: Wiley and Sons, ltd.
- Gujarati, D. N. (2004). *Basic Econometrics (4 ed.)*. New York: The McGraw-Hill.
- Hocking, R. (1996). *Methods and Application of Linier Models*. New York: John Wiley and Sons, ltd.
- Kotz, S., & Nadarajah, S. (2004). *Multivariate t Distribution and Their Application*. United Kingdom: Cambridge University Press.
- Lailiyah, N. (2012). *Pemodelan Faktor-Faktor yang Mempengaruhi Tingkat Buta Huruf Kabupaten/Kota di Jawa Timur dengan Geographically Weighted Ordinal Logistic Regression*. Surabaya: ITS.
- Latinulu, S. (2003). *Pemantauan Penggunaa Status Gizi Balita Dalam Perencanaan Program Dari Bawah*. Medika.

- Lee, J., & Wong, D. (2001). *Statistical Analysis with ArcView GIS*. Canada: Willey and Sons, Inc.
- Maharani, R. (2016). *Pemodelan Angka Buta Huruf di Provinsi Sumatera Barat tahun 2014 dengan Geographically Weighted Regerssion*. Surabaya: ITS.
- Prahasta, E. (2004). *Sistem Informasi Geografis*. Bandung: Penerbit Informatika.
- Simanjuntak, P. J. (1998). *Pengantar Ekonomi Sumber Daya Manusia*. Jakarta: LPFEUI.
- Sisdiknas, U. (2003). *Pendidikan Bagi Umat Manusia*. Surabaya: Surabaya.
- Solechah. (2010). *Dampak Desentralisasi Fiskal Terhadap Outcomes Pelayanan Publik Bidang Pendidikan*. Semarang: Universitas Diponegoro.
- Sugiarti, H., Purhadi, Sutikno, & Purnami, S. W. (2014). Penaksir Parameter untuk Model Geographically Weighted t Regression (GWtR). *KNM XVII*, 1391-1396.
- Susenas. (2015). *Statistika Pendidikan Provinsi Jawa Timur*. Surabaya: BPS Jawa Timur.
- UUD. (1999). *Otonomi Daerah*. Jakarta: Pemerintah Daerah.
- Walpole, R. E. (1995). *Ilmu Peluang dan Statistika untuk Insinyur dan Ilmuwan*. Bandung: ITB.

(halaman ini sengaja dikosongkan)

Lampiran 1. Data Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur tahun 2015 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya

Kab/Kota	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
Pacitan	7,43	96,36	10,47	113,60	0,97	12,87	16,68	0,189
Ponorogo	10,89	99,26	10,54	120,06	3,68	23,78	11,91	0,473
Trenggalek	5,59	99,71	11,74	124,80	2,46	23,57	13,39	0,067
Tulungagung	3,16	98,62	11,15	138,98	3,95	38,01	8,57	0,059
Blitar	5,51	99,54	11,29	126,03	2,79	33,06	9,97	0,086
Kediri	4,96	97,89	16,14	188,08	5,02	39,53	12,91	0,101
Malang	6,06	100	16,69	173,70	4,95	37,44	11,53	0,066
Lumajang	10,78	99,57	14,94	159,37	2,6	18,54	11,52	0,83
Jember	11,58	96,7	15,75	200,75	4,77	32,66	11,22	0,128
Banyuwangi	8,64	96,74	15,63	163,60	2,55	45,62	9,17	0,561
Bondowoso	14,71	100	11,16	139,27	1,75	24,66	14,96	0,262
Situbondo	14,71	98,59	9,00	133,37	3,57	30,88	13,63	0,518
Probolinggo	13,45	96,7	13,32	139,68	2,51	28,48	20,82	0,445
Pasuruan	7,35	98,37	17,05	187,71	6,41	32,88	10,72	0,056
Sidoarjo	1,14	96,84	19,26	312,03	6,3	83,85	6,44	0,013
Mojokerto	3,5	94,64	12,30	185,18	4,05	38,82	10,57	0,285
Jombang	3,94	97,56	14,25	153,79	6,11	53,27	10,79	0,003
Nganjuk	5,5	97,33	14,17	139,22	2,1	32,75	12,69	0,905
Madiun	9,18	97,38	11,30	121,91	6,99	23,3	12,54	0,242
Madiun	5,42	97,76	10,90	107,64	6,05	37,45	11,35	0,519
Ngawi	11,26	96,03	11,43	119,34	3,99	11,52	15,61	0,137
Bojonegoro	8,7	95,07	11,20	114,95	5,01	14,88	15,71	0,079
Tuban	11,61	97,72	12,62	146,31	3,03	16,77	17,08	0,426
Lamongan	8,55	95,97	9,49	104,12	4,1	13,08	15,38	0,167
Gresik	2,62	95,78	15,77	190,56	5,67	44,1	13,63	0,132

Lampiran 1. Data Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur tahun 2015 dan Faktor yang diduga Mempengaruhinya (Lanjutan)

Bangkalan	13,33	97,31	17,78	175,32	5	14,59	22,57	0,305
Sampang	21,97	96,38	14,02	147,14	2,51	9,14	25,69	0,188
Pamekasan	13,33	94,94	11,06	153,46	4,26	16,93	17,41	0,109
Sumenep	19,34	96,13	9,11	112,76	2,07	11,45	20,2	0,032
Kediri	1,63	98,87	19,88	273,51	8,46	100	8,51	0,064
Blitar	2,21	97,03	25,43	414,31	3,8	100	7,29	0,082
Malang	1,7	97,29	19,33	311,28	7,28	100	4,6	0,163
Probolinggo	6,31	97,9	21,01	252,65	4,01	86,21	8,17	0,154
Pasuruan	2,62	96,27	25,31	412,14	5,57	100	7,47	0,232
Mojokerto	1,51	98,09	26,65	358,43	4,88	100	6,16	0,019
Madiun	1,36	98,03	21,53	335,06	5,1	100	4,89	0,135
Surabaya	1,53	97,05	18,10	316,07	7,01	100	5,82	0,129
Batu	2,2	95,14	12,72	310,23	4,29	87,5	4,71	0,05

Keterangan :

Y : Angka Buta Huruf di Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur

X₁ : Angka Partisipasi Murni Tingkat SD

X₂ : Rasio Murid-Guru

X₃ : Rasio Murid-Sekolah

X₄ : Tingkat Pengangguran Terbuka

X₅ : Persentase Daerah Berstatus Kota

X₆ : Persentase Penduduk Miskin

X₇ : Persentase Balita Gizi Buruk

Lampiran 2. Data Titik Koordinat Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur

No	Kabupaten/Kota	Lintang (u)	Bujur (v)
1	Kabupaten Pacitan	7,36	111,53
2	Kabupaten Ponorogo	7,24	111,26
3	Kabupaten Trenggalek	7,12	113,15
4	Kabupaten Tulungagung	7	113,51
5	Kabupaten Blitar	8,02	111,42
6	Kabupaten Kediri	8,16	113,32
7	Kabupaten Malang	7,47	112,74
8	Kabupaten Lumajang	7,54	113,49
9	Kabupaten Jember	7,59	112,37
10	Kabupaten Banyuwangi	7,52	111,57
11	Kabupaten Bondowoso	8,03	112
12	Kabupaten Situbondo	7,09	112,24
13	Kabupaten Probolinggo	7,09	111,53
14	Kabupaten Pasuruan	7,39	111,19
15	Kabupaten Sidoarjo	7,07	112,24
16	Kabupaten Mojokerto	7,27	112,42
17	Kabupaten Jombang	8,08	113,13
18	Kabupaten Nganjuk	7,32	112,28
19	Kabupaten Madiun	7,43	113,56
20	Kabupaten Madiun	7,57	112,92
21	Kabupaten Ngawi	7,32	112,13
22	Kabupaten Bojonegoro	8,03	111,53
23	Kabupaten Tuban	7,1	113,28
24	Kabupaten Lamongan	8,1	114,21
25	Kabupaten Gresik	7,47	112,03
26	Kabupaten Bangkalan	8,11	111,06
27	Kabupaten Sampang	6,52	112,01
28	Kabupaten Pamekasan	7,34	111,26

Lampiran 2. Data Titik Koordinat Kabupaten/Kota Se-Jawa Timur (Lanjutan)

29	Kabupaten Sumenep	7,02	112,44
30	Kota Kediri	7,58	112,38
31	Kota Blitar	8,04	112,09
32	Kota Malang	7,38	112,54
33	Kota Probolinggo	7,14	112,44
34	Kota Pasuruan	7,37	111,3
35	Kota Mojokerto	7,28	112,25
36	Kota Madiun	7,45	113,12
37	Kota Surabaya	7,51	112,11
38	Kota Batu	7,49	112

Lampiran 3. Hasil Uji Heterogenitas Spasial

studentized Breusch-Pagan test
data: BpABH
$DD = 8.4038$ $df = 5$ $p\text{-value} = 0.131$

Lampiran 4. Hasil Uji Dependensi Spasial

Angka Buta Huruf Jawa Timur
\$observed [1] -0.07211416
\$expected [1] -0.02702703
\$sd [1] 0.05098413
\$p.value [1] 0.3765145

Lampiran 5. Syntax Regresi t

```

RT<-function(data)
{
  library(corpcor)
  n=length(data[,1])
  m=length(data[,3:ncol(data)])
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,data[,3:ncol(data)]))
  y=as.matrix(data[,2])
  tx=as.matrix(t(x))
  tau=108
  psi=3
  epsilon=1000
  bta=(pseudoinverse(tx%*%x))%*%(tx%*%y)
  pawal=c(bta,psi)
  cat("===== Regresi t =====","\n")
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  iterasi=1
  while(epsilon>0.05)
  {
    bta=pawal[1:(m+1)]
    psi=pawal[m+2]
    k1=rep(0,n)
    d1.beta=rep(0,m+1)
    d1.psi=0
    d2.beta=matrix(0,m+1,m+1)
    d2.psi.beta=rep(0,m+1)
    d2.psi=0
    for(i in 1:n)
    {
      xi=as.matrix(x[i,])
      txi = t(xi)
      bta1=as.matrix(bta)
      k1[i]=y[i]-(txi%*%bta1)
      d1.beta=d1.beta+((tau+1)*((xi*k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2))))
      d1.psi=d1.psi+(-tau*(tau+1)*(k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2)^2))
    }
  }
}

```

Lampiran 5. Syntax Regresi t (Lanjutan)

```

d2.beta=d2.beta+(tau+1)*((-
xi%*%txi)/(tau*psi+(k1[i])^2))+((2*xi%*%txi*(k1[i])^2)/(tau*psi
+(k1[i])^2)^2)
    d2.psi.beta=d2.psi.beta+(-
tau*(tau+1)*xi*k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2)^2
    d2.psi=d2.psi+2*tau^2*(tau+1)*(k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2)^3
    }
    td2 = t(d2.psi.beta)
    g=c(d1.beta,d1.psi)
    hess=matrix(0,length(pawal),length(pawal))
    hess[1:(m+1),1:(m+1)]=d2.beta
    hess[1:(m+1),(m+2)]=d2.psi.beta
    hess[(m+2),1:(m+1)]=td2
    hess[(m+2),(m+2)]=d2.psi
    h=hess
    pakhirr=pawal-(pseudoinverse(h)%*%g)
    bta=pakhirr[1:6]
    miny=min(y)
    psi=abs(pakhirr[7])
    if(psi>miny)
    {
        set.seed(iterasi)
        psi=runif(1,0,miny)
    } else {
        psi=abs(pakhirr[7])
    }
    pakhirr=c(bta,psi)
    error=abs(pawal-pakhirr)
    epsilon=sqrt(sum(error^2))
    pawal=c(bta,psi)
    cat("Iterasi ke",iterasi," --> Epsilon =",epsilon,"\n")
    iterasi=iterasi+1
}
pakhirr=pawal
bta=pakhirr[1:6]
psi=pakhirr[7]
cat("nilai akhir :",pawal,"\n")
cat("t :",epsilon,"\n")

```

Lampiran 5. Syntax Regresi t (Lanjutan)

```

var--(pseudoinverse(d2.beta))
varb=diag(var)
seb=sqrt(abs(varb))
zhit=bta/seb
zhitabs=abs(zhit)
pvalue=2*pnorm(abs(zhit),lower.tail=FALSE)
for (i in 1:6)
{
  if((zhitabs[i])>1.64)cat(paste("b",(i-1),"] signifikan atau tolak
H0"),"\n")
  else cat("b",(i-1),"] tidak signifikan atau gagal tolak H0"),"\n")
}
cat("banyak iterasi = ",iterasi-1,"\n")
hasil=data.frame(beta=bta,se=seb,z=zhit,pvalue)
cat("\n")
cat("===== Uji Parsial : =====","\n")
print(hasil)
cat("\n")
cat("===== Hasil Iterasi : =====","\n")
list(bta=bta,psi=psi,tau=tau,zhit=zhit)
}

```

Lampiran 6. Syntax Regresi t Di Bawah H0

```

RT0<-function(data,bta,psi)
{
  n=length(data[,1])
  m=length(data[1,3:ncol(data)])
  x=as.matrix(rep(1,n))
  y=as.matrix(data[,2])
  epsilon=1000
  tau=108
  pawal=c(bta,psi)
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  iterasi=1
  while (epsilon>0.05)
  {
    k1=0
    a=0

```

Lampiran 6. Syntax Regresi t Di Bawah H0 (lanjutan)

```

b=0
aa=0
ab=0
bb=0
for (i in 1:n)
{
k1[i]=y[i]-bta
a=a+((tau+1)*(k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2)))
b=b+(-tau*(tau+1)*(k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2)^2)
aa=aa+(tau+1)*(1/(tau*psi+(k1[i]^2)))+(2*(k1[i]^2)/(tau*psi+(k1[i]^2)^2)
ab=ab+(-tau*(tau+1)*k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2)^2
bb=bb+2*tau^2*(tau+1)*(k1[i])/(tau*psi+(k1[i]^2)^3
}
g=c(a,b)
ba=t(ab)
hess=matrix(0,length(pawal),length(pawal))
hess[1,1]=aa
hess[1,2]=ab
hess[2,1]=ba
hess[2,2]=bb
h=hess
pakhir=pawal-(pseudoinverse(h)%*%g)
bta=abs(pakhir[1])
if(bta>0)
{
set.seed(iterasi)
bta=runif(1,-5,0)
} else {
bta=abs(pakhir[1])
}
miny=min(y)
psi=abs(pakhir[2])
if (psi>miny) psi=0.6419438
else psi=abs(pakhir[2])
pakhir=c(bta,psi)
error=abs(pakhir-pawal)
epsilon=sqrt(sum(error^2))

```

Lampiran 6. Syntax Regresi t Di Bawah H0 (lanjutan)

```

pawal=c(bta,psi)
iterasi=iterasi+1
}
pakhir=pawal
bta=pakhir[1]
psi=pakhir[2]
cat("nilai akhir:",pawal,"\n")
cat("norm:",epsilon,"\n")
cat("iterasi",iterasi,"\n")
list(bta=bta,psi=psi)
}

```

Lampiran 7. Syntax Uji Serentak Regresi t

```

ujisig<-function(data)
{
  n=length(data[,1])
  m=length(data[,3:ncol(data)])
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,data[,3:ncol(data)]))
  y=as.matrix(data[,2])
  bta0=-4.506086
  psi0=0.6419438
  tau0=108
  bta1=c(-31.4761525,0.3265633,-0.1039970,-
0.3076414,0.8059166,1.2501142)
  psi1=0.6904965
  tau1=108
  regres0=0
  regres1=0
  for (i in 1:n)
  {

```

Lampiran 7. Syntax Uji Serentak Regresi t (Lanjutan)

```

xi=as.matrix(x[i,])
txi = t(xi)
beta=as.matrix(bta1)
regres0=regres0+((gamma((tau0+1)/2))/((sqrt(pi*tau0))*gamma(tau0/2)*sqrt(psi0)))^n*(1+((y[i]-bta0)^2)/(tau0*psi0))^(-(tau0+1)/2)
regres1=regres1+((gamma((tau1+1)/2))/((sqrt(pi*tau1))*gamma(tau1/2)*sqrt(psi1)))^n*(1+((y[i]-(txi%%beta))^2)/(tau1*psi1))^(-(tau1+1)/2)
}
G=-2*log(regres0/regres1)
print(G)
}

```

Lampiran 8. Jarak *Euclidean* Antar Titik Pengamatan

No.	V1	V2	V3	...	V38
1	0	0,295466	1,637681	...	0,487647
2	0,295466	0	1,893806	...	0,781089
3	1,637681	1,893806	0	...	1,208056
4	2,012461	2,262764	0,379473	...	1,587514
5	0,669104	0,796241	1,950103	...	0,785684
6	1,960638	2,256103	1,053803	...	1,480304
7	1,21499	1,497765	0,539073	...	0,74027
8	1,968248	2,250089	0,54037	...	1,490839
9	0,870919	1,163873	0,910659	...	0,383275
10	0,164924	0,417732	1,629847	...	0,431045
.
.
.
36	0,440454	0,233238	0,998499	...	1,120714
37	1,452205	0,812219	0,19105	...	0,111803
38	1,561153	0,923472	0,214009	...	0

Lampiran 9. Matriks Pembobot Fungsi Kernel Fixed Gaussian

No.	V1	V2	V3	...	V38
1	1	0.996544939	0.899128828	...	0.990616626
2	0.996544939	1	0.867457973	...	0.976102521
3	0.899128828	0.867457973	1	...	0.943783491
4	0.851663438	0.816287714	0.994307328	...	0.90491494
5	0.982407346	0.975178077	0.860047655	...	0.975823935
6	0.858644008	0.817262394	0.956928873	...	0.916791726
7	0.9431551	0.914903652	0.98854516	...	0.978508625
8	0.857626777	0.818140924	0.988490294	...	0.915654784
9	0.970376602	0.947712916	0.967656677	...	0.994193017
10	0.998922226	0.993105753	0.900041837	...	0.992660949
.
.
.
36	0.904341111	0.870310203	0.995656396	...	0.95142481
37	0.985872017	0.968958061	0.952266329	...	0.999504555
38	0.990616626	0.976102521	0.943783491	...	1

Lampiran 10. Syntax Geographically Weighted t Regression

```

gwtr<-function(data,bobot,gw)
{
  library(corpcor)
  n=length(data[,1])
  m=length(data[,3:ncol(data)])
  satuan=rep(1,n)
  x=as.matrix(cbind(satuan,data[,3:ncol(data)]))
  y=as.matrix(data[,2])
  w=as.matrix(bobot[gw,])
  tx=as.matrix(t(x))
  tau=108
  psi=3
  epsilon=1000
  bta=(pseudoinverse(tx%*%x))%*%(tx%*%y)
  pawal=c(bta,psi)
  cat("===== Geographically Weighted t Regression
=====","\n")
  cat("nilai awal",pawal,"\n")
  iterasi=1
  while(epsilon>0.05)
  {
    bta=pawal[1:(m+1)]
    psi=pawal[m+2]
    k1=rep(0,n)
    d1.beta=rep(0,m+1)
    d1.psi=0
    d2.beta=matrix(0,m+1,m+1)
    d2.psi.beta=rep(0,m+1)
    d2.psi=0
    for(i in 1:n)
    {
      xi=as.matrix(x[i,])
      txi = t(xi)
      bta1=as.matrix(bta)
      k1[i]=y[i]-(txi%*%bta1)

```


Lampiran 10. Syntax Geographically Weighted t Regression (Lanjutan)

```

d1.beta=d1.beta+(tau+1)*((w[i]*xi*k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2))
d1.psi=d1.psi+(-
tau*(tau+1)*((w[i]*k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2)^2))
d2.beta=d2.beta+(tau+1)*((-
w[i]*xi%*%txi)/(tau*psi+(k1[i])^2))+((2*w[i]*xi%*%txi*(k1[i])^
2)/(tau*psi+(k1[i])^2)^2)
d2.psi.beta=d2.psi.beta+(-
tau*(tau+1)*w[i]*xi*k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2)^2

d2.psi=d2.psi+2*tau^2*(tau+1)*((w[i]*k1[i])/(tau*psi+(k1[i])^2)^
3)
}
td2 = t(d2.psi.beta)
g=c(d1.beta,d1.psi)
hess=matrix(0,length(pawal),length(pawal))
hess[1:(m+1),1:(m+1)]=d2.beta
hess[1:(m+1),(m+2)]=d2.psi.beta
hess[(m+2),1:(m+1)]=td2
hess[(m+2),(m+2)]=d2.psi
h=hess
pakhirr=pawal-(pseudoinverse(h)%*%g)
bta=pakhirr[1:6]
miny=min(y)
psi=abs(pakhirr[7])
if(psi>miny)
{
    set.seed(iterasi)
    psi=runif(1,0,miny)
} else {
    psi=abs(pakhirr[7])
}
pakhirr=c(bta,psi)
error=abs(pawal-pakhirr)
epsilon=sqrt(sum(error^2))
pawal=c(bta,psi)
cat("Iterasi ke",iterasi," --> Epsilon =",epsilon,"\n")

```

Lampiran 10. Syntax *Geographically Weighted t Regression* (Lanjutan)

```

iterasi=iterasi+1
}
pakhirr=pawal
bta=pakhirr[1:6]
psi=pakhirr[7]
cat("nilai akhir :",pawal,"\n")
cat("t :",epsilon,"\n")
var=-(pseudoinverse(d2.beta))
varb=diag(var)
seb=sqrt(abs(varb))
zhit=bta/seb
zhitabs=abs(zhit)
pvalue=2*pnorm(abs(zhit),lower.tail=FALSE)
for (i in 1:6)
{
  if((zhitabs[i])>1.64)cat(paste("b[",(i-1),"] signifikan atau tolak
H0"),"\n")
  else cat("b[",(i-1),"] tidak signifikan atau gagal tolak H0","\n")
}
cat("banyak iterasi = ",iterasi-1,"\n")
hasil=data.frame(beta=bta,se=seb,z=zhit,pvalue)
cat("\n")
cat("===== Uji Parsial : =====","\n")
print(hasil)
cat("\n")
cat("===== Hasil Iterasi : =====","\n")
list(bta=bta,psi=psi,tau=tau,zhit=zhit)
}

```

Lampiran 11. Estimasi Parameter Model GWtR

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	-28,8703421	0,30496	-0,09974	-0,362899	0,78016	1,3343933
2	-29,0347626	0,30714	-0,10117	-0,363262	0,77913	1,3122932
3	-30,9316943	0,31971	-0,102	-0,304335	0,81316	1,2124323
4	-32,1603480	0,33063	-0,11381	-0,259432	0,82602	1,1446986
5	-30,6821066	0,32315	-0,1053	-0,343837	0,78494	1,2133854
6	-32,7870889	0,33883	-0,11856	-0,269584	0,81969	1,1572054
7	-31,1188530	0,32303	-0,10305	-0,313455	0,8069	1,2041020
8	-32,9014241	0,33859	-0,11488	-0,263919	0,82595	1,1192684
9	-31,8835329	0,33125	-0,10842	-0,299166	0,80708	1,1407484
10	-29,3695623	0,30973	-0,10106	-0,355648	0,78239	1,2966473
11	-32,3482013	0,33717	-0,11068	-0,303345	0,80247	1,1225192
12	-30,0703113	0,31363	-0,10005	-0,327846	0,79842	1,2263068
13	-28,7141929	0,30305	-0,09896	-0,36191	0,78169	1,3329313
14	-29,1161772	0,30836	-0,10194	-0,364837	0,77743	1,3138461
15	-29,9919513	0,31285	-0,09976	-0,328913	0,79812	1,2312380
16	-31,1883415	0,32405	-0,10474	-0,307321	0,80581	1,1701966
17	-33,0512972	0,34155	-0,11527	-0,276105	0,81887	1,1350720
18	-29,4622391	0,30827	-0,0978	-0,34425	0,79266	1,3003446
19	-32,1408441	0,3311	-0,11696	-0,261471	0,82396	1,1702585
20	-32,7864587	0,3386	-0,1147	-0,269307	0,81906	1,1152145
21	-30,7264236	0,32049	-0,10275	-0,322417	0,79923	1,1942545
22	-31,3817312	0,32934	-0,10693	-0,33041	0,79073	1,1691611
23	-32,1761276	0,33135	-0,1124	-0,266652	0,82276	1,1398906
24	-32,8079508	0,33765	-0,13444	-0,226395	0,83258	1,1933178
25	-30,9458773	0,32306	-0,10387	-0,322364	0,79821	1,1840761
26	-29,8836248	0,31697	-0,10532	-0,362315	0,77455	1,2834803
27	-28,0639578	0,29442	-0,09415	-0,35649	0,78894	1,3616714

Lampiran 11. Estimasi Parameter Model GWtR(Lanjutan)

28	-29,0242610	0,30721	-0,10133	-0,364576	0,77813	1,3193084
29	-29,0804061	0,30367	-0,09571	-0,343191	0,79492	1,3179711
30	-31,8755099	0,33114	-0,10839	-0,298979	0,80722	1,1410771
31	-32,8887195	0,34203	-0,11269	-0,29224	0,80678	1,1005629
32	-31,6568048	0,32838	-0,10734	-0,297186	0,80921	1,1500468
33	-29,3347354	0,3063	-0,09659	-0,341395	0,79535	1,3050730
34	-29,0025311	0,30693	-0,10116	-0,364574	0,77818	1,3228633
35	-29,3274265	0,30701	-0,09747	-0,346074	0,79187	1,3079014
36	-32,7115010	0,33733	-0,11533	-0,264122	0,82175	1,1212065
37	-29,5932212	0,31031	-0,09904	-0,347371	0,78983	1,2962904
38	-30,9199901	0,32293	-0,10385	-0,323626	0,79755	1,1859061

Lampiran 12. Nilai Zhitung Parameter Model GWtR

	β_0	β_1	β_2	β_3	β_4	β_5
1	-2,5107970	2,6170710	-2,401953	-3,116352	19,189934	1,600613
2	-2,24427	2,343005	-2,161489	-2,769687	17,099658	1,399751
3	-2,907591	2,966698	-2,657717	-2,848186	21,198159	1,604897
4	-3,138689	3,185485	-3,0824	-2,525196	22,26515	1,579991
5	-2,816882	2,927087	-2,679806	-3,11742	20,355586	1,527956
6	-2,698812	2,753937	-2,69412	-2,216709	18,570393	1,34515
7	-2,984603	3,057786	-2,73981	-2,987776	21,536839	1,61454
8	-3,134309	3,184312	-3,032866	-2,509683	21,675104	1,506243
9	-2,927972	3,002388	-2,757689	-2,726366	20,712196	1,459872
10	-2,67433	2,782788	-2,550352	-3,198462	20,125789	1,626115
11	-2,957948	3,042626	-2,802997	-2,748871	20,564586	1,420832
12	-2,871482	2,95545	-2,650452	-3,100793	21,395434	1,628473
13	-2,230319	2,323282	-2,124496	-2,776274	17,192023	1,434548
14	-2,250662	2,35236	-2,177926	-2,781419	17,067318	1,399249

Lampiran 12. Nilai Zhitung Parameter Model GWtR(Lanjutan)

15	-2,86303	2,94717	-2,641761	-3,109712	21,382248	1,634537
16	-2,879025	2,952377	-2,678942	-2,814355	20,806396	1,507581
17	-2,720987	2,77638	-2,620032	-2,268079	18,60833	1,317018
18	-2,635024	2,721166	-2,421678	-3,052339	19,862193	1,619704
19	-3,053657	3,105616	-3,079335	-2,480352	21,557715	1,572429
20	-3,293139	3,356636	-3,197079	-2,69114	22,824058	1,567945
21	-3,117972	3,208751	-2,896603	-3,238516	22,764234	1,677792
22	-3,14602	3,256891	-2,977943	-3,271311	22,356366	1,605078
23	-3,180103	3,23264	-3,08337	-2,625346	22,512061	1,587554
24	-2,566761	2,60919	-2,899821	-1,777986	17,724197	1,335297
25	-3,141418	3,235563	-2,929101	-3,23818	22,757218	1,66097
26	-2,657705	2,781067	-2,595973	-3,17636	19,543495	1,557733
27	-2,228832	2,308202	-2,068265	-2,800345	17,684211	1,50987
28	-2,250579	2,350939	-2,171764	-2,788956	17,124367	1,410966
29	-2,587261	2,666791	-2,357974	-3,028193	19,803178	1,638449
30	-2,926901	3,001018	-2,756491	-2,72446	20,711729	1,460385
31	-3,321244	3,407916	-3,159479	-2,924306	22,801461	1,534948
32	-2,900508	2,969762	-2,723977	-2,703783	20,695092	1,472981
33	-2,615309	2,695372	-2,384184	-3,019223	19,843024	1,625112
34	-2,246653	2,346495	-2,165623	-2,786959	17,097387	1,414015
35	-2,622323	2,709363	-2,413094	-3,067025	19,849062	1,628259
36	-3,264184	3,322419	-3,193298	-2,624624	22,704898	1,571197
37	-2,649138	2,741476	-2,454615	-3,08084	19,835195	1,6112
38	-3,138345	3,233751	-2,928013	-3,24993	22,741846	1,662445

Lampiran 13. Syntax AIC Model Regresi t.

```

AIC<-function(data)
{
n=length(data[,1])
satuan=rep(1,n)
x=as.matrix(cbind(satuan,data[,3:ncol(data)]))
y=as.matrix(data[,2])
npredik=5
psi=0.6904965
tau=108
bta=c(-31.476,0.327,-0.103,-0.3,0.81,1.21)
lnlikeglob=matrix(nrow=n,ncol=1)
for (i in 1:n)
{
xi=as.matrix(x[i,])
txi=t(xi)
lnlikeglob[i]=log(gamma((tau+1)/2)/((sqrt(pi)*tau))*gamma(tau/2)
*sqrt(psi)))-((tau+1)/2)*log(1+((y[i]-(txi%*%bta))^2)/(tau*psi))
}
lnlikeglob1=sum(lnlikeglob)
print(lnlikeglob1)
aicglob=(2*npredik)-(2*lnlikeglob1)
print(aicglob)
}

```

Lampiran 14. Syntax *AIC* Model GWtR

```

AIC<-function(data,beta)
{
n=length(data[,1])
satuan=rep(1,n)
x=as.matrix(cbind(satuan,data[,3:ncol(data)]))
y=as.matrix(data[,2])
npredik=5
psi=0.6904965
tau=108
bta=as.matrix(cbind(beta[,1:ncol(beta)]))
lnlikeglob=matrix(nrow=n,ncol=1)
for (i in 1:n)
{
xi=as.matrix(x[i,])
txi=t(xi)
bta1=as.matrix(bta[i,])
lnlikeglob[i]=log(gamma((tau+1)/2)/((sqrt(pi*tau))*gamma(tau/2)
*sqrt(psi)))-((tau+1)/2)*log(1+((y[i]-(txi%%bta1))^2)/(tau*psi))
}
lnlikeglob1=sum(lnlikeglob)
print(lnlikeglob1)
aicglob=(2*npredik)-(2*lnlikeglob1)
print(aicglob)
}

```

(halaman ini sengaja dikosongkan)